

**PREDIKSI KELULUSAN MAHASISWA BERBASIS
KLASIFIKASI DATA MINING**

THESIS

**Oleh:
AAN FUAD SUBARCAH
NIM. 19841006**



**PROGRAM STUDI MAGISTER INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2023**

**PREDICTION OF STUDENT GRADUATION BASED ON
DATA MINING CLASSIFICATION**

THESIS

**By:
AAN FUAD SUBARCAH
NIM. 19841006**



**PROGRAM STUDI MAGISTER INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2023**

HALAMAN JUDUL THESIS

**PREDIKSI KELULUSAN MAHASISWA BERBASIS
KLASIFIKASI DATA MINING**

THESIS

**Diajukan kepada:
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang
Untuk memenuhi salah satu persyaratan dalam
Memperoleh Gelar Magister Komputer (M. Kom)**

**Oleh:
AAN FUAD SUBARCAH
NIM. 19841006**

**PROGRAM STUDI MAGISTER INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2023**

**PREDIKSI KELULUSAN MAHASISWA BERBASIS
KLASIFIKASI DATA MINING**

THESIS

**Diajukan kepada:
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang
Untuk memenuhi Salah Satu Persyaratan dalam
Memperoleh Gelar Magister Komputer (M.Kom)**

**Oleh:
AAN FUAD SUBARKAH
NIM. 19841006**

**PROGRAM STUDI MAGISTER INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2023**

HALAMAN PERSETUJUAN UJIAN THESIS

**PREDIKSI KELULUSAN MAHASISWA BERBASIS
KLASIFIKASI DATA MINING**

THESIS

**Oleh:
AAN FUAD SUBARKAH
NIM. 19841006**

Telah diperiksa dan disetujui untuk di uji:
Tanggal 08 Desember 2023

Pembimbing I,



Dr. Ririen Kusumawati, M.Kom
NIP. 19720309 200501 2 002

Pembimbing II,



Dr. M. Imamudin Lc, MA
NIP. 19740602 200901 1 010

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




Cahyo Crysdiyan
NIP. 19740424 200901 1 008

PREDIKSI KELULUSAN MAHASISWA BERBASIS KLASIFIKASI DATA MINING

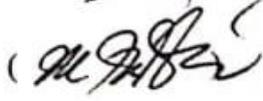
THESIS

Oleh:
AAN FUAD SUBARCAH
NIM. 19841006

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Thesis
dan Dinyatakan Diterima Sebagai Salah Satu Persyaratan
Untuk Memperoleh Gelar Magister Komputer (M.Kom)
Tanggal: 12 Desember 2023

Susunan Dewan Penguji

Tanda Tangan

Penguji Utama	: <u>Dr. Yunifa Miftachul Arif, M. T</u> NIP. 19830616 201101 1 004	()
Ketua Penguji	: <u>Dr. M. Amin Hariyadi</u> NIP. 19670018 200501 1 001	()
Sekretaris Penguji	: <u>Dr. Ririen Kusumawati, M.Kom</u> NIP. 19720309 200501 2 002	()
Anggota Penguji	: <u>Dr. M. Imamudin Lc, MA</u> NIP. 19740602 200901 1 010	()

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




Dr. Gallo Crysdian
NIP. 19740424 200901 1 008

PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Aan Fuad Subarkah
NIM : 19841006
Program Studi : Magister Informatika
Fakultas : Sains dan Teknologi

Menyatakan dengan sebenarnya bahwa Thesis yang saya tulis ini benar-banar 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 Thesis ini hasil jiplakan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Malang, 12 Desember 2023
Yang membuat pernyataan,



Aan Fuad Subarkah
NIM. 19841006

MOTTO

“Teknologi hanya alat. Dalam hal mengajak anak-anak bekerja sama dan memotivasi mereka, Guru adalah yang paling penting.”

- Bill Gates

HALAMAN PERSEMBAHAN

- Terima kasih kepada dosen pembimbing yang telah sabar mendampingi saya. Dosen Pembimbing yang telah mengarahkan saya dalam melakukan penulisan karya ilmiah ini.
- Karya ini saya persembahkan untuk kedua orang tua saya. Orang Tua yang telah mendukung secara maksimal dalam penulisan karya ilmiah ini.
- Terima Kasih pada keluarga saya yang telah mendukung saya untuk menyelesaikan karya ilmiah ini

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Wr. Wb.

Syukur alhamdulillah penulis haturkan kehadiran Allah SWT yang telah melimpahkan Rahmat dan Hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan studi di Program Studi Magister Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang sekaligus menyelesaikan Thesis ini dengan baik.

Selanjutnya penulis haturkan ucapan terima kasih seiring do'a dan harapan jazakumullah ahsanal jaza' kepada semua pihak yang telah membantu terselesaikannya Thesis ini. Ucapan terima kasih ini penulis sampaikan kepada:

1. Ibu Dr. Ririen Kusumawati, M. Kom dan Bapak Dr. M. Imamudin Lc, MA selaku dosen pembimbing Thesis, yang telah banyak memberikan pengarahan dan pengalaman yang berharga.
2. Bapak Ibu Pegawai Bagian Administrasi Akademik UIN Maulana Malik Ibrahim Malang, yang telah memberikan persetujuan tempat penelitian dan memberikan data untuk penelitian ini.
3. Segenap sivitas akademika Program Studi Magister Informatika, terutama seluruh Bapak/ Ibu dosen, terima kasih atas segenap ilmu dan bimbingannya.
4. Ayahanda dan Ibunda tercinta yang senantiasa memberikan doa dan restunya kepada penulis dalam menuntut ilmu.
5. Kakak, adik, dan keluarga penulis yang selalu memberikan semangat kepada penulis untuk menyelesaikan Thesis ini.
6. Semua pihak yang ikut membantu dalam menyelesaikan Thesis ini baik berupa materiil maupun moril.

Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan Thesis ini masih terdapat kekurangan dan penulis berharap semoga Thesis ini bisa memberikan manfaat kepada para pembaca khususnya bagi penulis secara pribadi. *Amin Ya Rabbal Alamin.*

Wassalamu'alaikum Wr. Wb.

Malang, 12 Desember 2023

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL THESIS	i
HALAMAN PERSETUJUAN UJIAN THESIS.....	iii
PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN	v
MOTTO	vi
HALAMAN PERSEMBAHAN.....	vii
KATA PENGANTAR.....	viii
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR GAMBAR.....	xi
DAFTAR TABEL.....	xii
ABSTRAK	xv
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Pernyataan Masalah.....	4
1.3 Tujuan Penelitian	5
1.4 Manfaat Penelitian.....	5
1.5 Batasan Masalah	5
BAB II STUDI PUSTAKA	6
2.1 <i>Machine learning</i>	6
2.2 Kelulusan	7
2.3 Penelitian Terdahulu.....	8
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	14
3.1 Perencanaan	14
3.2 Kerangka Penelitian.....	15
3.3 Desain Penelitian	16

3.4	Pelaksanaan	16
3.4.1	Teknik Pengumpulan Data	16
3.4.2	Pengolahan Data	17
3.4.3	Penyusunan Laporan.....	21
BAB IV ANALISIS DATA		22
4.1	Analisis Kebutuhan.....	22
4.2	Penyajian Data Analisis.....	24
BAB V METODE NAÏVE BAYES.....		30
5.1	Ujicoba Model <i>Naïve Bayes</i>	30
BAB VI METODE SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM).....		37
6.1	Ujicoba Model <i>Support Vector Machine (SVM)</i>	37
BAB VII METODE RANDOM FOREST (RF).....		45
7.1	Ujicoba Model <i>Random Forest</i>	45
BAB VIII PEMBAHASAN.....		52
8.1	Hasil.....	52
8.2	Hubungan Penelitian dengan Pandangan Islam.....	56
BAB IX KESIMPULAN DAN SARAN.....		59
9.1	Kesimpulan.....	59
9.2	Saran	59
DAFTAR PUSTAKA		61
LAMPIRAN.....		63
Tabel Data Training		63
Tabel Data Testing		80
Tabel Hasil Klasifikasi Tiga Metode		84
Surat Permohonan Ijin Penelitian dan Permintaan Data		89

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Kerangka Penelitian Terdahulu.....	13
Gambar 3.1 Kerangka Penelitian	15
Gambar 3.2 Alur <i>Naïve Bayes</i>	18
Gambar 3.3 Alur <i>SVM</i>	19
Gambar 3.4 Alur <i>Random Forest</i>	20
Gambar 8.1 Hasil <i>Naïve Bayes</i>	53
Gambar 8.2 Hasil <i>Support Vector Machine</i>	54
Gambar 8.3 Hasil <i>Random Forest</i>	54
Gambar 8.4 Grafik Perbandingan Hasil Model.....	55

DAFTAR TABEL

Tabel 3.1 Parameter Data.....	17
Tabel 4.1 Data Kelulusan.....	22
Tabel 4.2 Data Hasil Transformasi	23
Tabel 4.3 Data Pelatihan (<i>Training</i>).....	23
Tabel 4.4 Data Pengujian (<i>Testing</i>).....	24
Tabel 4.5 Kelulusan Berdasarkan Jenis Kelamin.....	25
Tabel 4.6 Kelulusan Berdasarkan Asal Sekolah	25
Tabel 4.7 Kelulusan Berdasarkan Pernah Mondok di Pesantren	26
Tabel 4.8 Kelulusan Berdasarkan Propinsi Sekolah	26
Tabel 4.9 Kelulusan Berdasarkan Propinsi Sekolah	27
Tabel 4.10 Kelulusan Berdasarkan IP Semester 1	28
Tabel 4.11 Kelulusan Berdasarkan IP Semester 2	28
Tabel 4.12 Kelulusan Berdasarkan IP Semester 3	28
Tabel 4.13 Kelulusan Berdasarkan IP Semester 4	28
Tabel 4.14 Kelulusan Berdasarkan IP Semester 5	28
Tabel 4.15 Kelulusan Berdasarkan IPK Semester 1-5	29
Tabel 5.1 Pembagian Data Training dan Data Testing	30
Tabel 5.2 <i>Confusion Matrix</i> Ujicoba 1.....	31
Tabel 5.3 <i>Accuracy, Precision, Recall</i> pada Ujicoba 1.....	31
Tabel 5.4 <i>Confusion Matrix</i> Ujicoba 2.....	31
Tabel 5.5 <i>Accuracy, Precision, Recall</i> pada Ujicoba 2.....	32
Tabel 5.6 <i>Confusion Matrix</i> Ujicoba 3.....	32
Tabel 5.7 <i>Accuracy, Precision, Recall</i> pada Ujicoba 3.....	32
Tabel 5.8 <i>Confusion Matrix</i> Ujicoba 4.....	33
Tabel 5.9 <i>Accuracy, Precision, Recall</i> pada Ujicoba 4.....	33
Tabel 5.10 <i>Confusion Matrix</i> Pengujian 5	33
Tabel 5.11 <i>Accuracy, Precision, Recall</i> pada Ujicoba 5.....	34
Tabel 5.12 <i>Confusion Matrix</i> Ujicoba 6.....	34
Tabel 5.13 <i>Accuracy, Precision, Recall</i> pada Ujicoba 6.....	34
Tabel 5.14 <i>Confusion Matrix</i> Ujicoba 7.....	35

Tabel 5.15 <i>Accuracy, Precision, Recall</i> pada Ujicoba 7.....	35
Tabel 5.16 Nilai Rata-rata <i>Accuracy, Precision, Recall</i>	35
Tabel 6.1 Pembagian Data Training dan Data Testing	38
Tabel 6.2 <i>Confusion Matrix</i> Ujicoba 1.....	39
Tabel 6.3 <i>Accuracy, Precision, Recall</i> pada Ujicoba 1.....	39
Tabel 6.4 <i>Confusion Matrix</i> Ujicoba 2.....	39
Tabel 6.5 <i>Accuracy, Precision, Recall</i> pada Ujicoba 2.....	40
Tabel 6.6 <i>Confusion Matrix</i> Ujicoba 3.....	40
Tabel 6.7 <i>Accuracy, Precision, Recall</i> pada Ujicoba 3.....	40
Tabel 6.8 <i>Confusion Matrix</i> Ujicoba 4.....	41
Tabel 6.9 <i>Accuracy, Precision, Recall</i> pada Ujicoba 4.....	41
Tabel 6.10 <i>Confusion Matrix</i> Ujicoba 5.....	41
Tabel 6.11 <i>Accuracy, Precision, Recall</i> pada Ujicoba 5.....	42
Tabel 6.12 <i>Confusion Matrix</i> Ujicoba 6.....	42
Tabel 6.13 <i>Accuracy, Precision, Recall</i> pada Ujicoba 6.....	42
Tabel 6.14 <i>Confusion Matrix</i> Ujicoba 7.....	43
Tabel 6.15 <i>Accuracy, Precision, Recall</i> pada Ujicoba 7.....	43
Tabel 6.16 Nilai Rata-rata <i>Accuracy, Precision, Recall</i>	43
Tabel 7.1 Pembagian Data Training dan Data Testing	45
Tabel 7.2 <i>Confusion Matrix</i> Ujicoba 1.....	46
Tabel 7.3 <i>Accuracy, Precision, Recall</i> pada Ujicoba 1.....	46
Tabel 7.4 <i>Confusion Matrix</i> Ujicoba 2.....	46
Tabel 7.5 <i>Accuracy, Precision, Recall</i> pada Ujicoba 2.....	47
Tabel 7.6 <i>Confusion Matrix</i> Ujicoba 3	47
Tabel 7.7 <i>Accuracy, Precision, Recall</i> pada Ujicoba 3.....	47
Tabel 7.8 <i>Confusion Matrix</i> Ujicoba 4.....	48
Tabel 7.9 <i>Accuracy, Precision, Recall</i> pada Pengujian 4	48
Tabel 7.10 <i>Confusion Matrix</i> Ujicoba 5.....	48
Tabel 7.11 <i>Accuracy, Precision, Recall</i> pada Ujicoba 5.....	49
Tabel 7.12 <i>Confusion Matrix</i> Ujicoba 6.....	49
Tabel 7.13 <i>Accuracy, Precision, Recall</i> pada Ujicoba 6.....	49
Tabel 7.14 <i>Confusion Matrix</i> Ujicoba 7.....	50

Tabel 7.15 <i>Accuracy, Precision, Recall</i> pada Ujicoba 7.....	50
Tabel 7.16 Nilai Rata-rata <i>Accuracy, Precision, Recall</i>	50
Tabel 8.1 Perbandingan <i>Accuracy, Precision, Recall Naïve Bayes, SVM, dan Random Forest</i>	52

ABSTRAK

Subarkah, Aan Fuad. 2023. **Prediksi Kelulusan Mahasiswa Berbasis Klasifikasi Data Mining**. Thesis. Program Studi Magister Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (I) Dr. Ririen Kusumawati, M. Kom. (II) Dr. M. Imamudin Lc, MA

Kata kunci: lulus tepat waktu, model klasifikasi, *naive bayes*, *svm*, *random forest*, evaluasi model, akurasi.

Jumlah mahasiswa yang mendaftar di Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang terus meningkat, namun tidak semua mahasiswa dapat lulus tepat waktu sesuai dengan masa studi yang telah ditentukan, sehingga terjadi penumpukan mahasiswa yang belum lulus sesuai dengan periode kelulusan mereka. Salah satu aspek yang dievaluasi dalam proses akreditasi Program Studi adalah tingkat kelulusan mahasiswa. Selain itu, untuk setiap semester, Program Studi juga wajib melaporkan data pendidikan ke DIKTI, dan kelulusan mahasiswa menjadi salah satu faktor yang diperhitungkan dalam laporan tersebut. Terdapat ketidakseimbangan antara jumlah mahasiswa yang lulus setiap tahun dan jumlah mahasiswa baru yang diterima. Untuk mengatasi masalah ini, perlu dilakukan prediksi kelulusan mahasiswa agar dapat menentukan apakah mereka akan lulus tepat waktu. Dalam konteks ilmu pengetahuan dan analisis data, prediksi sering digunakan untuk membuat perkiraan tentang masa depan berdasarkan data dan informasi yang ada. Model klasifikasi dalam memprediksi kelulusan mahasiswa diantaranya metode *Naive Bayes*, *Support Vector Machine SVM*, dan *Random Forest*, serta seberapa besar tingkat akurasi dari ketiga metode tersebut. Dari hasil eksperimen dan evaluasi model yang dilakukan, dengan data mahasiswa Program Studi Teknik Informatika berjumlah 458 dengan pembagian data training dan data testing secara acak dengan beberapa percobaan diperoleh nilai akurasi rata-rata untuk model *SVM* memiliki akurasi tertinggi, mencapai 82% dan *Random Forest* juga memiliki akurasi yang baik yaitu 80% sedangkan model *Naive Bayes* memiliki akurasi yang lebih rendah, yaitu 71%.

ABSTRACT

Subarkah, Aan Fuad. 2023. **Prediction of Student Graduation Based on Data Mining Classification**. Thesis. Master of Informatics Study Programme, Faculty of Science and Technology, State Islamic University, Maulana Malik Ibrahim Malang. Supervisor: (I) Dr Ririen Kusumawati, M. Kom. (II) Dr M. Imamudin Lc, MA

Keywords: graduate on time, classification model, naive bayes, svm, random forest, model evaluation, accuracy.

The number of students registering at the Maulana Malik Ibrahim State Islamic University of Malang continues to increase, but not all students can graduate on time according to the predetermined study period, resulting in a buildup of students who have not graduated according to their graduation period. One of the aspects evaluated in the Study Programme accreditation process is the student graduation rate. In addition, for each semester, the Study Programme is also required to report educational data to DIKTI, and student graduation is one of the factors taken into account in the report. There is an imbalance between the number of students who graduate each year and the number of new students admitted. To overcome this problem, it is necessary to predict student graduation in order to determine whether they will graduate on time. In the context of science and data analysis, prediction is often used to make estimates about the future based on existing data and information. Classification models in predicting student graduation include the Naive Bayes method, Support Vector Machine SVM, and Random Forest, and how much accuracy the three methods have. From the results of experiments and model evaluations carried out, with data from 458 students of the Informatics Engineering Study Program, by randomly dividing the training data and test data into several experiments, the average accuracy value of the SVM model was obtained which had the highest accuracy, reaching 82% and Random Forest also has good accuracy, namely 80%, while the Naïve Bayes model has lower accuracy, namely 71%.

الملخص

سوباركه، أن فؤاد. 2023. توقع تخرج الطلاب بناءً على تصنيف تنقيب البيانات. رسالة الماجستير. برنامج الماجستير الهندسة المعلوماتية كلية الدراسة العليا جامعة مولانا مالك إبراهيم الإسلامية الحكومية مالانج. تحت إشراف: (1) الدكتورة ريرين كوسوماواتي الماجستير. (2) الدكتور م. إمام الدين الماجستير.

الكلمات الرئيسية: تخرج في الوقت المناسب، نموذج التصنيف، *random forest*، *SVM*، *naive bayes*، تقويم النموذج، الدقة.

كل عام، يزداد عدد الطلاب الذين يتم قبولهم في جامعة مولانا مالك إبراهيم الإسلامية الحكومية مالانج، ولكن بعض الطلاب لا يستطيعون التخرج في الوقت المحدد وفقاً لفترة الدراسة التي قررتها الجامعة، مما يؤدي إلى تراكم الطلاب الذين لم يتخرجوا وفقاً لمتطلباتهم الدراسية، بينما إحدى الجوانب التي يتم تقويمها في عملية الاعتماد الأكاديمي للبرنامج الدراسي هي معدل تخرج الطلاب. بالإضافة إلى ذلك، يجب على برنامج الدراسة في كل فصل دراسي أن يقدم تقارير بيانات التعليم إلى التعليم العالي، ويكون تخرج الطلاب عاملاً من العوامل المحسوبة في هذا التقرير. يوجد هناك عدم التوازن بين عدد المتخرجين والطلاب الجدد الذين يتم قبولهم في كل عام. فلحل هذه المشكلة، تحتاج الجامعة إلى التنبؤات عن تخرج الطلاب لتحديد ما إذا كانوا سيتخرجون في الوقت المناسب. في سياق علم البيانات وتحليل البيانات، يُستخدم التنبؤ كثيراً لعمل تقديرات حول المستقبل على أساس البيانات والمعلومات المتاحة. ومن نماذج التصنيفات المستخدمة في التنبؤ بتخرج الطلاب هي *Support Vector Machine*، *Naive Bayes*، و *Random Forest*، وما مدى مستوى دقة ثلاثة تلك الطرق. ومن بيانات نتائج التجارب وتقويم النماذج التي قامه الباحث هي: تمت باستخدام بيانات 458 طالباً من برنامج دراسة الهندسة المعلوماتية، وتقسيمهم إلى بيانات تدريب واختبار بشكل عشوائي في عدة تجارب تبين أن نموذج *SVM* يحقق أعلى دقة، بلغت حوالي 82%. بينما تظهر *Random Forest* أيضاً دقة جيدة تقدر بحوالي 80%، في حين يظهر نموذج *Naive Bayes* دقة أقل، تقدر بحوالي 71%.

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Jumlah mahasiswa yang mendaftar di Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang terus meningkat setiap tahunnya, namun tidak semua mahasiswa mampu menyelesaikan kelulusan secara tepat waktu dalam masa studi yang telah ditentukan, sehingga mengakibatkan banyaknya mahasiswa yang tidak mampu lulus sesuai dengan periode kelulusan.

Salah satu aspek yang dievaluasi dalam proses akreditasi Program Studi adalah tingkat kelulusan mahasiswa. Selain itu, untuk setiap semester, Program Studi juga wajib melaporkan data pendidikan ke DIKTI, dan kelulusan mahasiswa menjadi salah satu faktor yang diperhitungkan dalam laporan tersebut. Di fakultas Sains dan Teknologi UIN Maulana Malik Ibrahim Malang, Program Studi Teknik Informatika memiliki jumlah mahasiswa terbanyak, sehingga tingkat kelulusan mahasiswa tepat waktu sangat penting untuk meningkatkan penilaian dan akreditasi Program Studi tersebut (Mashlahah, 2013).

Terdapat ketidakseimbangan antara jumlah lulusan setiap tahun dan jumlah mahasiswa baru yang diterima. Untuk mengatasi masalah ini, perlu dilakukan prediksi kelulusan mahasiswa agar dapat menentukan apakah mereka akan lulus tepat waktu. Sistem prediksi ini memerlukan informasi yang tersedia untuk memperkirakan kemungkinan seorang mahasiswa lulus tepat waktu. Jika mahasiswa mengetahui status kelulusannya sejak dini, pihak universitas dapat meminimalkan jumlah mahasiswa yang tidak lulus tepat waktu dan mengambil tindakan yang tepat untuk menyelesaikan studinya secara efisien (Mashlahah,

2013).

Seperti yang ditegaskan dalam Firman Allah dalam QS. Al-Hasyr Ayat 18.

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

“Wahai orang-orang yang beriman! Bertakwalah kepada Allah dan hendaklah setiap orang memperhatikan apa yang telah diperbuatnya untuk hari esok (akhirat), dan bertakwalah kepada Allah. Sungguh, Allah Mahateliti terhadap apa yang kamu kerjakan.”

Ibnu Katsir menjelaskan bahwa taqwa diterapkan dengan mematuhi peraturan Allah dan menjauhi larangan-Nya. Tidaklah cukup hanya menyatakan telah menjalankan kewajiban seperti shalat jika kemudian melakukan perbuatan yang dilarang. Taqwa memiliki makna yang saling terkait dan tidak bisa dipisahkan. *Al-Qurthubiy* juga mengatakan bahwa perintah taqwa dalam ayat tersebut berarti untuk memperhatikan segala perintah dan larangan Allah, dengan melakukan kewajiban sebagai seorang yang beriman serta menjauhi larangan-Nya dalam semua aspek kehidupan (Rahman, 2023).

Sebagai seorang yang beriman, penting bagi kita untuk berkomitmen dalam mempraktikkan taqwa kepada Allah. Ayat-ayat ini menegaskan bahwa perintah untuk bertaqwa hanya ditujukan kepada orang yang telah beriman. Jika seseorang belum beriman, maka langkah pertama adalah memperoleh keimanan sebelum dapat mempraktikkan taqwa. Ayat berikutnya menyoroti pentingnya refleksi diri dan manajemen waktu yang baik. Hal ini menekankan betapa esensialnya menanam amal kebaikan agar dapat diambil hasilnya di akhirat. Allah berfirman:

وَلْتَنْظُرْ نَفْسٌ مَّا قَدَّمَتْ لِغَدٍ

“dan hendaklah setiap orang memperhatikan apa yang telah diperbuatnya untuk

hari esok (akhirat)''

Para beberapa ahli tafsir, kata "*ghad*" memiliki beragam makna. *Al-Qurthubi* menjelaskan bahwa dalam konteks tertentu, kata ini merujuk kepada hari kiamat. Secara harfiah, dalam bahasa Arab, "*ghad*" berarti besok. Beberapa pakar penafsiran menyatakan bahwa dalam beberapa riwayat, Allah menggambarkan hari kiamat sebagai besok, mengisyaratkan bahwa hari kiamat seolah-olah akan terjadi dengan cepat, dan besok menjadi hari kiamat. Ada juga pandangan bahwa '*ghad*' bisa diartikan sesuai arti dasarnya, yaitu hari esok. Ini mengandung makna bahwa kita diarahkan untuk melakukan introspeksi dan perbaikan terus-menerus untuk mencapai masa depan yang lebih baik. Memeriksa pengalaman masa lalu menjadi pelajaran berharga untuk masa yang akan datang, atau menjadikan pembelajaran dari masa lalu sebagai investasi besar untuk masa depan (Rahman, 2023).

Ayat berikutnya mengulang perintah "bertaqwalah kepada Allah" untuk yang kedua kalinya. Dalam aturan Bahasa Arab, pengulangan kata dalam sebuah kalimat menunjukkan penekanan atau kepentingan yang sangat besar. *Al-Qurthubi* menjelaskan bahwa pengulangan frasa "*wattaqullah*" di sini mengandung makna spesifik: perintah pertama menyerukan untuk bertaubat dari segala dosa yang pernah dilakukan, sementara pengulangan yang kedua memberikan peringatan agar berhati-hati terhadap potensi melakukan dosa di masa mendatang setelah bertaubat, karena setan terus berupaya menggoda manusia (Chasbullah, Arif. Tafsir Surat Al-Hasyr Ayat 18: Introepeksi Diri, Manajemen Waktu, dan Tabungan Kebaikan dalam Al Quran. 2020. <https://tafsiralquran.id>. Diakses pada 03 July 2023).

Dalam konteks ilmu pengetahuan dan analisis data, prediksi sering digunakan untuk membuat perkiraan tentang masa depan berdasarkan data dan informasi yang

ada. Namun, penting bagi kita untuk tetap mengingat prinsip-prinsip etika, integritas, dan tanggung jawab saat menggunakan metode prediksi atau melakukan analisis data. Kesadaran terhadap perbuatan kita dan memperhatikan dampaknya adalah nilai-nilai yang dapat diterapkan dalam konteks prediksi maupun dalam menjalani kehidupan sehari-hari.

Salah satu teknik yang digunakan untuk mengoptimalkan nilai data dan mengubahnya menjadi informasi yang bermanfaat adalah melalui proses data mining. Data mining merujuk pada proses penggalian informasi atau pengetahuan yang tersembunyi dalam sebuah basis data. Data mining merupakan proses penerapan teknik statistik, matematika, kecerdasan buatan, dan *machine learning* untuk mengekstraksi serta mengidentifikasi informasi berharga dan pengetahuan terkait dari beragam basis data (Kusrini & Emha, 2009).

Prediksi adalah metode sistematis untuk memperkirakan kejadian yang paling mungkin terjadi berdasarkan informasi sebelumnya dan saat ini, dengan tujuan mengurangi kesalahan dalam memperkirakan hasil sebenarnya (Rahmayanti, 2022).

1.2 Pernyataan Masalah

Berikut pernyataan masalah yang akan dibahas peneliti:

- a. Bagaimana model klasifikasi dalam memprediksi kelulusan mahasiswa dengan metode *Naïve Bayes*, *Support Vector Machine* (SVM), dan *Random Forest*.
- b. Berapa tingkat akurasi dari metode *Naïve Bayes*, *Support Vector Machine* (SVM), dan *Random Forest* dalam memprediksi kelulusan mahasiswa.

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan latar belakang dan pernyataan masalah diatas, maka tujuan dari penelitian ini adalah:

- a. Membangun model klasifikasi dalam memprediksi kelulusan mahasiswa dengan metode *Naïve Bayes*, *Support Vector Machine* (SVM), dan *Random Forest*.
- b. Membandingkan dan mengevaluasi tingkat akurasi dari metode *Naïve Bayes*, *Support Vector Machine* (SVM), dan *Random Forest* dalam memprediksi kelulusan mahasiswa.

1.4 Manfaat Penelitian

Berikut adalah manfaat yang diharapkan dari penelitian ini:

- a. Menambah wawasan dan pengetahuan di bidang klasifikasi data mining, khususnya dalam prediksi kelulusan mahasiswa.
- b. Meningkatkan efektivitas pengelolaan data mahasiswa dan mampu memberikan solusi untuk masalah jumlah mahasiswa yang tidak lulus tepat waktu di Program Studi.

1.5 Batasan Masalah

Mengacu pada uraian sebelumnya dan untuk menetapkan batasan yang tepat, lingkup penelitian ini terbatas pada data yang digunakan adalah data Mahasiswa Program Studi Teknik Informatika Fakultas Sains dan Teknologi UIN Maulana Malik Ibrahim Malang Tahun 2014 – 2019 sebagai data Training dan data Testing.

BAB II

STUDI PUSTAKA

Untuk mencapai tujuan penelitian, peneliti harus mengevaluasi beberapa teori yang mendukung kelancaran pelaksanaan penelitian ini sesuai dengan harapan yang telah ditetapkan. Penelitian ini berfokus pada *machine learning*, yang merupakan cabang dari kecerdasan buatan merupakan turunan dari disiplin matematika. Rincian mendalam mengenai teori-teori yang menjadi landasan penelitian akan dijelaskan secara terperinci dalam bagian-bagian berikut dari laporan.

2.1 *Machine learning*

Berbicara tentang *machine learning* (pembelajaran mesin), akan muncul berbagai pendapat tentangnya, tentang apa dan seperti apa *machine learning* itu. Jika melihat secara harfiah, yaitu diambil dari kata *machine* yang berarti mesin, dan *learning* yang berarti sedang belajar atau dapat juga dikatakan dengan pembelajaran. Bila arti dari dua kata itu disatukan, maka berarti mesin yang sedang belajar, atau pembelajaran mesin. Berarti bahwa, mesin melakukan pembelajaran. Mesin disini, bisa diwakili oleh komputer melalui program aplikasi yang melakukan proses pembelajaran terhadap data untuk tujuan tertentu (Suhaimi, 2019).

Dalam prosesnya melakukan pembelajaran data, mesin (program komputer) melakukan tugas itu untuk tujuan seperti *clustering*, *classification*, *patern recognition*, *prediction*, *forecasting*, dan tugas- tugas manusia yang lainnya yang mampu dilakukan oleh mesin sebagai bentuk kecerdasan buatan yang disematkan oleh manusia ke dalam mesin (komputer).

Mesin itu melakukan tugas-tugas dalam melakukan pengelompokan, klasifikasi, prediksi dan peramalan, melalui data-data atau dataset. Dataset tersebut, mungkin saja belum memiliki pola. Disinilah manusia membuat pola-pola data tertentu yang memungkinkan dapat dipahami oleh mesin komputer. Pada tahapan awal, manusia akan mengenalkan pola-pola data tersebut dengan algoritma tertentu yang sesuai dengan representasi data. Tahapan-tahapan yang disusun dalam rancangan algoritma itu akan dipandang sebagai pengalaman bagi mesin komputer, yang menjadi dasar baginya untuk mengenali pola-pola data lainnya di masa mendatang. Dengan pengalaman mengenali pola-pola data inilah indikasi mesin komputer dapat belajar. Yakni belajar melalui data, dan mempelajari data tersebut untuk membuat suatu kesimpulan dari tugasnya sebagai pembelajaran mesin (Agus, 2017).

2.2 Kelulusan

Kelulusan mahasiswa adalah hal yang penting diperhatikan, karena persentase jumlah kelulusan mempengaruhi penilaian perguruan tinggi, serta mempengaruhi status akreditasi program studi tingkat kelulusan dalam suatu perguruan tinggi itu sangat penting bagi setiap mahasiswa ada berapa faktor yang mempengaruhi kelulusan diantaranya biaya perkuliahan IPS semester dari IPS 1 sampai IPS 7, IPK, dan SKS persemester penghasilan orang tua. Adapun indikator yang sering digunakan untuk menentukan seorang mahasiswa bisa lulus adalah IPS banyak perguruan tinggi menggunakan hal ini dan variabel yang akan digunakan adalah jenis kelamin IPS 1 – IPS 7 IPK dan SKS, SKS persemester (Thaniket & Taufik Luthf, 2020).

Dalam kbbi.web.id kata lulus diartikan dengan, dapat masuk, dapat lepas, terperosok, dan berhasil. Dalam konteks pendidikan, “berhasil” merupakan kata yang tepat untuk mendefinisikan seorang mahasiswa yang keluar dari perguruan tinggi karena telah melalui proses pendidikan. Dengan kata lain seorang mahasiswa dibiarkan bebas untuk keluar dari perguruan tinggi dengan gelar sarjana karena telah menyelesaikan semua tugas-tugas perkuliahan, baik ketika belajar pada mata kuliah umum, dasar kejuruan, mata kuliah konsentrasi hingga tugas akhir.

2.3 Penelitian Terdahulu

Penelitian ini melibatkan prediksi melalui pemodelan menggunakan teknik klasifikasi, yang merupakan bagian dari penerapan *machine learning*. Penelitian sebelumnya dalam domain *machine learning* telah dilakukan oleh banyak peneliti. Secara spesifik, beberapa penelitian terkait dengan fokus penelitian ini adalah sebagai berikut:

Penelitian oleh Agus, Yustina & Wawan (2017) Penggunaan algoritma *K-Nearest Neighbors* untuk prediksi kelulusan mahasiswa di STMIK Sinar Nusantara Surakarta. Bertujuan untuk menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbors (k-NN)* dalam upaya memprediksi kelulusan mahasiswa di STMIK Sinar Nusantara Surakarta. Studi ini melibatkan pengumpulan data historis mengenai mahasiswa yang telah lulus dan yang tidak, lalu menerapkan algoritma k-NN untuk memprediksi apakah seorang mahasiswa akan lulus atau tidak. Penelitian ini melibatkan 720 data mahasiswa, dengan 360 data untuk dataset latih (training set) dan 360 data untuk dataset uji (test set). Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma k-NN dapat digunakan untuk memprediksi kelulusan mahasiswa dengan tingkat akurasi yang baik, yaitu sekitar 81,11% (Agus, 2017).

Penelitian oleh Rohmawan pada tahun 2018 Memprediksi kelulusan mahasiswa dalam waktu yang tepat menggunakan metode *Decision Tree* dan *Artificial Neural Network*. Bertujuan untuk memprediksi kelulusan mahasiswa tepat waktu menggunakan metode *Decision Tree* dan *Artificial Neural Network* (ANN). Penelitian ini memanfaatkan data dari mahasiswa universitas di Indonesia sebagai sampel penelitian. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode *Decision Tree* mampu memprediksi kelulusan mahasiswa tepat waktu dengan akurasi sebesar 79,76%, sedangkan ANN memiliki akurasi sebesar 84,86%. Selain itu, faktor-faktor yang berpengaruh terhadap kelulusan mahasiswa tepat waktu seperti IPK, jumlah SKS yang diambil, dan kelas yang diambil juga telah diidentifikasi dalam penelitian ini. Dengan demikian, penelitian ini dapat membantu perguruan tinggi untuk mengembangkan sistem pendukung keputusan dalam upaya meningkatkan tingkat kelulusan mahasiswa tepat waktu (Rohmawan, 2018).

Penelitian yang dilakukan oleh Thaniket (2019) prediksi kelulusan mahasiswa tepat waktu menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM). Bertujuan untuk memprediksi kelulusan mahasiswa tepat waktu menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM). Penelitian ini menggunakan data mahasiswa dari sebuah universitas di Indonesia selama lima tahun terakhir. Penelitian ini mengumpulkan data tentang karakteristik mahasiswa seperti jenis kelamin, program studi, usia, dan nilai akademik dari semester sebelumnya. Metode SVM digunakan untuk membuat model prediksi dengan membagi data menjadi dua kelas yaitu "lulus tepat waktu" dan "tidak lulus tepat waktu". Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode SVM menghasilkan akurasi prediksi yang cukup tinggi yaitu sekitar 85,3%. Hal ini menunjukkan bahwa metode SVM dapat

digunakan sebagai salah satu metode yang efektif untuk memprediksi kelulusan mahasiswa tepat waktu di perguruan tinggi (Thaniket, 2019).

Penelitian yang dilakukan oleh Hozairi (2021) Implementasi orange data mining untuk klasifikasi kelulusan mahasiswa dengan model *K-Nearest Neighbor*, *Decision Tree* serta *Naïve Bayes*. Bertujuan untuk membandingkan tiga metode klasifikasi yang berbeda dalam memprediksi kelulusan mahasiswa. Metode yang digunakan adalah *K-Nearest Neighbor* (KNN), *Decision Tree*, dan *Naïve Bayes* yang diimplementasikan menggunakan perangkat lunak Orange Data Mining. Data yang digunakan adalah data mahasiswa dari program studi Teknik Informatika Universitas Islam Madura tahun angkatan 2016 dengan 35 data uji yang digunakan. Atribut data dalam penelitian ini adalah NIM, Nama Mahasiswa, Jenis Kelamin, Usia Mahasiswa, IP sementara semester 1-8, dan status kelulusan. Data dianalisa menggunakan aplikasi orange data mining dengan menggunakan 3 algoritma yaitu K-NN, *Decision Tree*, dan *Naïve Bayes*. Proses pengujian data menerapkan K-Fold Cross Validation (K=5), sedangkan model evaluasi yang digunakan adalah *Confusion Matrix* dan ROC. Hasil perbandingan ketiga algoritma yaitu, K-NN memiliki tingkat akursi sebesar 77%, presisi 76%, *Decision Tree* tingkat akurasi sebesar 74%, presisi 84% dan *Naïve Bayes* memiliki tingkat akurasi sebesar 89%, presisi 88%. Dapat disimpulkan bahwa dari 35 data uji coba yang digunakan dalam penelitian ini hasil terbaik untuk memprediksi tingkat kelulusan mahasiswa yaitu dengan menggunakan algoritma *Naïve Bayes* (Hozairi, 2021).

Penelitian yang dilakukan oleh Sabathos Mananta dan Arther Sandag (2021) bertujuan untuk memprediksi kelulusan mahasiswa dalam memilih program Magister menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN). Penelitian ini

menggunakan data dari mahasiswa yang sudah lulus dan mengambil program Magister di sebuah universitas di Indonesia. Metode K-NN digunakan untuk mengklasifikasikan mahasiswa berdasarkan faktor-faktor yang mempengaruhi kelulusan, seperti nilai rata-rata IPK, usia, jenis kelamin, dan lama studi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma K-NN dapat memprediksi kelulusan mahasiswa dengan akurasi yang cukup tinggi dengan nilai accuracy sebesar 96,25%, precision 98,08%, dan recall 70,00% untuk independent test, sedangkan untuk hasil test yang menggunakan cross-validation memiliki accuracy sebesar 91,88%, precision 81,29%, dan recall 61,15%. Penelitian ini memberikan informasi penting bagi universitas dalam memilih mahasiswa yang berpotensi untuk berhasil dalam program Magister dan memberikan bimbingan yang sesuai bagi mahasiswa yang beresiko tidak lulus (Sabathos Mananta & Arther Sandag, 2021).

Penelitian yang dilakukan oleh Rahmayanti pada tahun 2022 perbandingan metode algoritma C4.5 dan *Naïve Bayes* untuk memprediksi kelulusan mahasiswa. Bertujuan untuk membandingkan kinerja dua metode algoritma, yaitu C4.5 dan *Naïve Bayes*, dalam memprediksi kelulusan mahasiswa. Penelitian ini dilakukan dengan menggunakan data akademik mahasiswa angkatan angkatan 2015 dan 2016 di STMIK Palangkaraya Program Studi Teknik Informatika. Data tersebut mencakup informasi seperti jenis kelamin, usia, IPK semester sebelumnya, dan jumlah mata kuliah yang diambil. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kedua metode algoritma dapat digunakan untuk memprediksi kelulusan mahasiswa dengan tingkat akurasi yang cukup tinggi. Namun, dari kedua metode tersebut, algoritma C4.5 memiliki kinerja yang lebih baik dalam memprediksi kelulusan mahasiswa dengan tingkat akurasi sebesar 82,7% dibandingkan dengan *Naïve*

Bayes yang memiliki tingkat akurasi sebesar 79,8%. Oleh karena itu, penelitian ini menyarankan penggunaan algoritma C4.5 dalam memprediksi kelulusan mahasiswa (Rahmayanti, 2022).

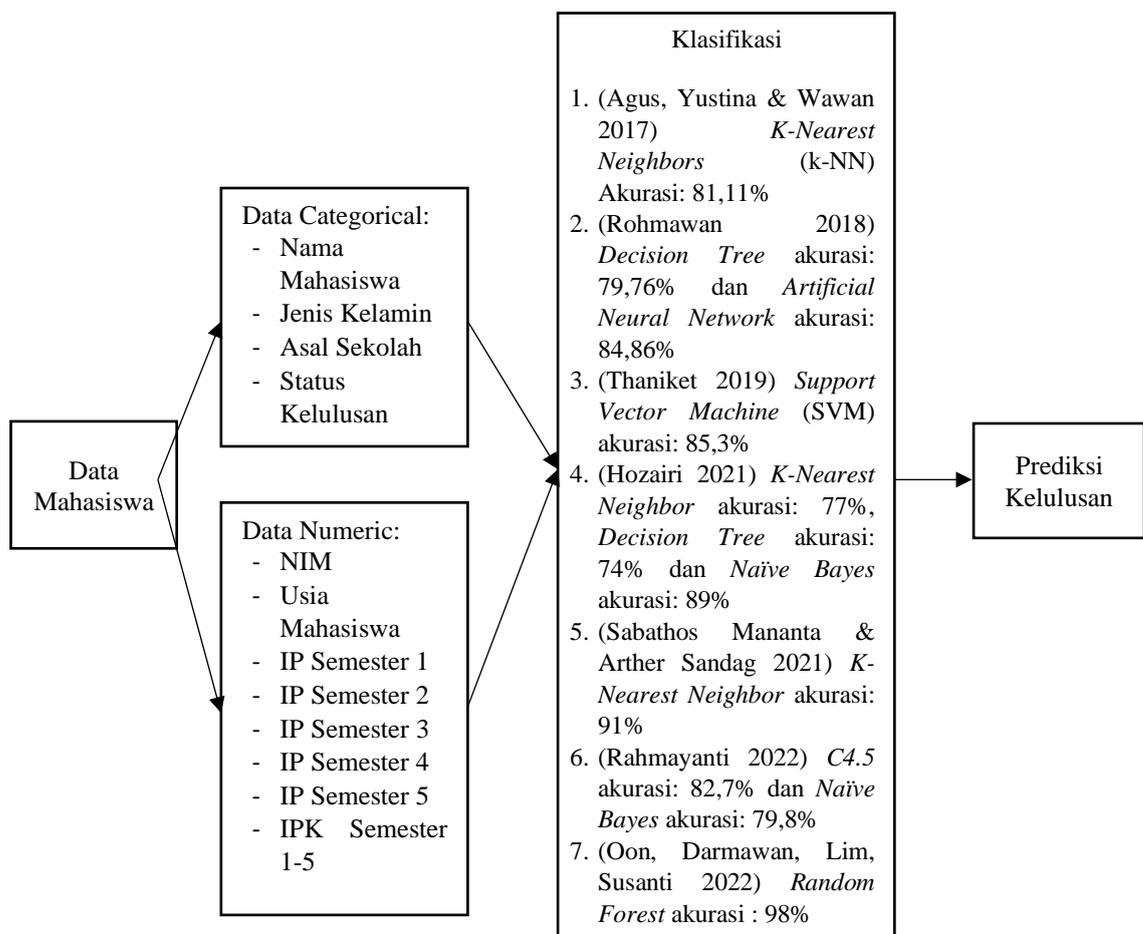
Penelitian yang dilakukan oleh Oon, Darmawan, Lim, Susanti (2022) penelitian ini bertujuan untuk mempelajari proses klasifikasi kelulusan mahasiswa di STMIK Amik Riau menggunakan metode *Random Forest*. Variabel klasifikasi yang terbentuk didasarkan pada beberapa kategori, yaitu tepat waktu dengan IPK tinggi, tepat waktu dengan IPK sedang, tepat waktu dengan IPK rendah, tidak tepat waktu dengan IPK tinggi, tidak tepat waktu dengan IPK sedang, dan tidak tepat waktu dengan IPK rendah. Dalam pengujian menggunakan metode *Random Forest* dengan menggunakan Bahasa pemrograman *Python*, ditemukan tingkat akurasi sebesar 0.98 atau 98%. Dengan tingkat akurasi sebesar 98% ini, dapat disimpulkan bahwa pengujian metode *Random Forest* untuk mengklasifikasi kelulusan mahasiswa dianggap sangat akurat (Oon Wira Yuda, 2022).

Ada beberapa faktor yang dapat membedakan penelitian prediksi kelulusan mahasiswa berbasis klasifikasi data mining dalam studi ini dari penelitian-penelitian sebelumnya, yaitu:

1. Menggunakan lebih dari satu teknik atau model untuk prediksi dapat memberikan wawasan yang lebih kaya dan memungkinkan perbandingan yang mendalam antar metode.
2. Penggunaan dataset yang berbeda, ukuran sampel, atribut, atau variabel yang dipertimbangkan dapat menghasilkan hasil yang berbeda. Pendekatan yang berbeda dalam memilih atribut atau fitur yang relevan untuk prediksi juga bisa menjadi faktor perbedaan.

3. Penggunaan teknik-teknik pra-pemrosesan data yang spesifik dan berbeda dalam menyiapkan data untuk model. Penggunaan metrik evaluasi yang lebih canggih atau interpretasi yang lebih dalam terhadap hasil prediksi.
4. Variabel tertentu yang mungkin belum dieksplorasi dengan baik dalam penelitian sebelumnya. Meningkatkan akurasi, mengidentifikasi faktor prediksi yang paling berpengaruh, atau mengembangkan pendekatan prediksi yang lebih efisien.

Kerangka penelitian terdahulu ini disajikan pada gambar 2.1



Gambar 2.1 Kerangka Penelitian Terdahulu

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini mengimplementasikan pemodelan yang bertujuan untuk memproyeksikan kelulusan mahasiswa sesuai jadwal menggunakan metode klasifikasi. Tahapan-tahapan dalam penelitian ini terbagi menjadi perencanaan, pelaksanaan, dan penyusunan laporan.

3.1 Perencanaan

Tahap awal ini menjadi langkah pertama dalam penelitian yang sedang dilaksanakan, fokus pada permasalahan umum yang muncul dari fenomena spesifik dalam Program Studi Teknik Informatika. Fokus utamanya adalah pada perbedaan antara nilai mahasiswa baru dan tingkat kelulusan yang tepat waktu. Situasi ini dianggap sebagai isu yang perlu mendapat penyelesaian cepat.

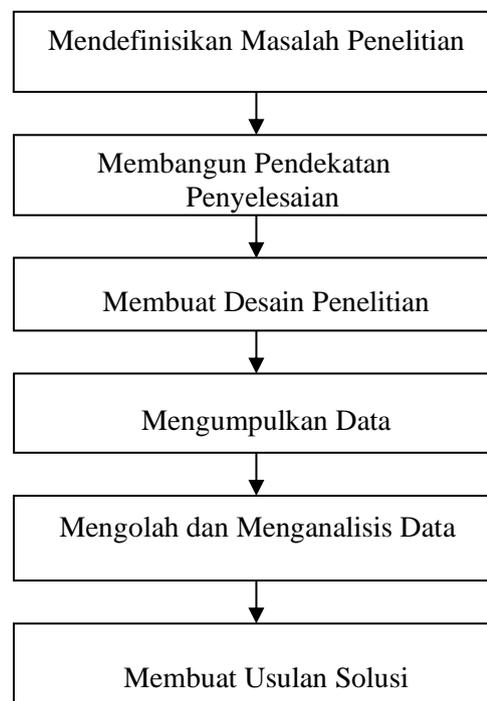
Dalam menghadapi masalah yang ada, tahapan perencanaan penelitian ini melibatkan serangkaian kegiatan sebagai berikut:

1. Mencatat status kelulusan mahasiswa dan menghasilkan asumsi awal dengan membandingkan data antara mahasiswa yang masih aktif dengan mereka yang telah menyelesaikan studinya.
2. Menganalisis masalah dengan mengacu pada penelitian sebelumnya untuk mengetahui metode yang telah diterapkan sebelumnya.
3. Merumuskan solusi terhadap permasalahan dengan menggunakan metode yang dianggap sesuai, berdasarkan pada studi-studi sebelumnya.
4. Membuat kerangka dasar penelitian.
5. Menetapkan lokasi dan jadwal untuk pelaksanaan penelitian.

3.2 Kerangka Penelitian

Studi kasus ini merupakan sebuah penelitian yang mengambil bentuk pemodelan dengan tujuan memproyeksikan kelulusan mahasiswa sesuai jadwal dengan menerapkan teknik Klasifikasi Data Mining dengan metode *Naïve Bayes*, *Support Vektor Machine (SVM)*, dan *Random Forest (RF)*.

Sugiono (2017) dari dosensosiologi.com menjelaskan bahwa kerangka penelitian adalah konstruksi pemikiran yang mengintegrasikan berbagai model konseptual untuk mengilustrasikan hubungan antara teori dan faktor-faktor yang diakui sebagai permasalahan dalam topik penelitian. Dalam rangka memahami konsep ini, susunan kerangka penelitian dapat divisualisasikan dalam bagan gambar 3.1.



Gambar 3.1 Kerangka Penelitian

3.3 Desain Penelitian

Penelitian ini fokus pada prediksi kelulusan mahasiswa dengan pendekatan kuantitatif. Metode ini berbasis pada prinsip positivisme dan digunakan untuk meneliti sebagian kecil dari keseluruhan populasi atau sampel. Pengumpulan data dilakukan melalui instrumen penelitian, dan analisisnya bersifat kuantitatif dengan tujuan menguji hipotesis yang telah dirumuskan. (Oon Wira Yuda et al., 2022). Dari Moh. Sidik Priadana menyatakan bahwa pendekatan kuantitatif dalam penelitian menitikberatkan pada variabel yang dapat diukur secara numerik dan melibatkan analisis data menggunakan metode statistik.

Pendekatan kuantitatif dalam penelitian ini mengimplementasikan tiga metode klasifikasi: *Naïve Bayes*, *Support Vector Machine (SVM)*, dan *Random Forest (RF)* yang bertujuan untuk melakukan analisis data guna menghasilkan klasifikasi. Proses analisis data berfokus pada objek dan variabel yang menjadi fokus penelitian.

3.4 Pelaksanaan

Tahap ini adalah tahap aksi di mana proses penelitian dilaksanakan berdasarkan permasalahan yang ada serta menetapkan metode analisis yang sesuai. Tahap ini merinci beberapa langkah yang dianggap penting, termasuk pengumpulan data, analisis data, dan penyusunan laporan hasil penelitian.

3.4.1 Teknik Pengumpulan Data

Dalam studi yang membutuhkan data sampel, peneliti mendapatkan informasi langsung dari sumber primer. Data sampel ini umumnya berasal dari basis data lembaga yang sedang diteliti. Dalam konteks studi ini, data sekunder diperoleh

melalui studi literatur, observasi, serta wawancara dengan Bagian Administrasi Akademik (BAAK) di UIN Maulana Malik Ibrahim Malang.

Data yang diterapkan pada penelitian ini adalah informasi mengenai mahasiswa yang terdaftar dalam Program Studi Teknik Informatika tahun 2014 sampai 2019 Ada 14 parameter yang akan digunakan yaitu NIM, Nama Mahasiswa, Jenis Kelamin, Asal Sekolah, Propinsi Sekolah. Pernah Mondok di Pesantren, Jalur PMB, IP Semester 1, IP Semester 2, IP Semester 3, IP Semester 4, IP Semester 5, IPK Semester 1-5, dan status. Jumlah data mahasiswa sebanyak 458 orang. Tabel 3.1 menunjukkan parameter yang digunakan.

Tabel 3.1 Parameter Data

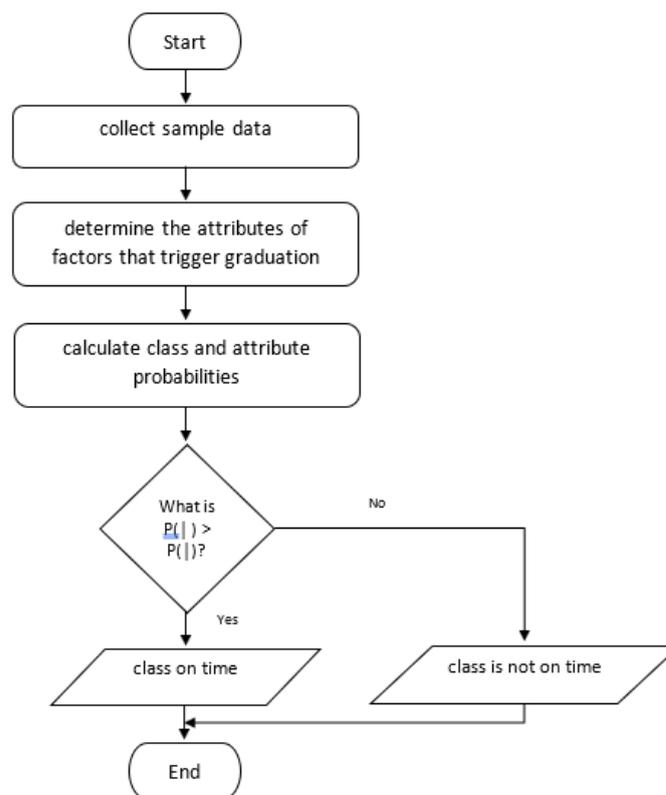
NIM	Nama Mahasiswa	Jenis Kelamin	Asal Sekolah	Propinsi Sekolah	Pernah Mondok di Pesantren	Jalur PMB
IP1	IP2	IP3	IP4	IP5	IPK1-5	Status

3.4.2 Pengolahan Data

Dalam penelitian ini, data dianalisis menggunakan tiga pendekatan klasifikasi yang berbeda, yaitu *Naïve Bayes*, *Support Vector Machine (SVM)*, dan *Random Forest (RF)*. Tujuan dari analisis data ini adalah untuk mengelompokkan mahasiswa ke dalam dua kategori: kumpulan kelas dengan mahasiswa yang lulus tepat waktu dan kumpulan kelas dengan mahasiswa yang lulus dengan terlambat (tidak tepat waktu).

Analisis menggunakan metode klasifikasi pada penelitian ini melibatkan pembuatan model matematis yang dapat memisahkan mahasiswa ke dalam dua kategori:

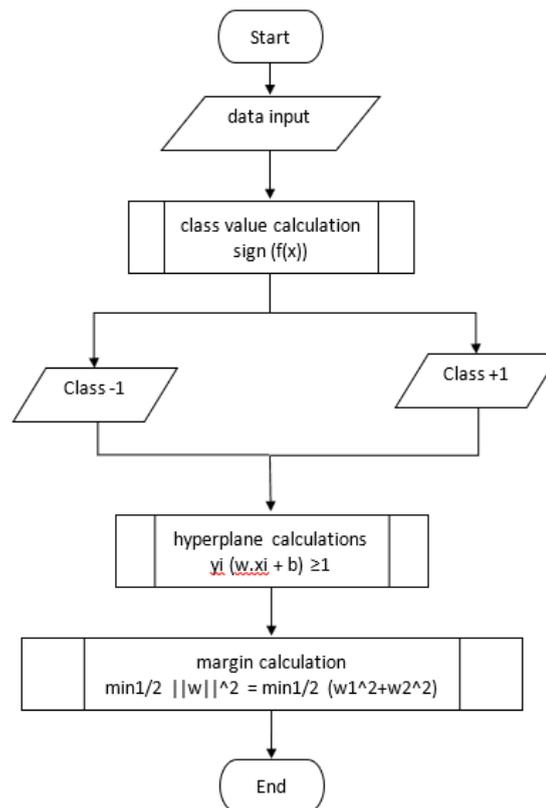
kelulusan tepat waktu dan kelulusan tidak tepat waktu. Metode pertama yang diterapkan adalah *Naïve Bayes*, yang menghasilkan model algoritma yang memperkirakan probabilitas kelas untuk memprediksi apakah seorang mahasiswa akan lulus tepat waktu atau tidak, berdasarkan fitur-fitur yang ada dalam data. Kelebihan utama dari algoritma ini adalah kecepatan dalam pemrosesan data dan efektivitasnya dalam dataset yang besar. (Armansyah & Ramli, 2022). Adapun tahapan metode klasifikasi *Naïve Bayes* pada penelitian ini dapat dilihat pada gambar 3.2.



Gambar 3.2 Alur *Naïve Bayes*

Support Vector Machine (SVM) adalah metode yang cukup baru yang digunakan untuk melakukan prediksi, baik itu untuk tugas klasifikasi atau regresi, dan dianggap sebagai salah satu teknik terbaik saat ini. Teknik ini pertama kali diperkenalkan pada tahun 1995 dan termasuk dalam kelas *Supervised Learning*, sama seperti dengan *Artificial Neural Network (ANN)*. Namun, SVM menunjukkan

performa yang lebih tinggi dalam memprediksi kelas dari data yang baru, sehingga menjadi salah satu teknik yang banyak dipakai dalam bidang *Data Mining* dan *Machine learning* (Bangun, 2022). Adapun tahapan metode klasifikasi *Support Vector Machine* pada penelitian ini dapat dilihat pada gambar 3.3.

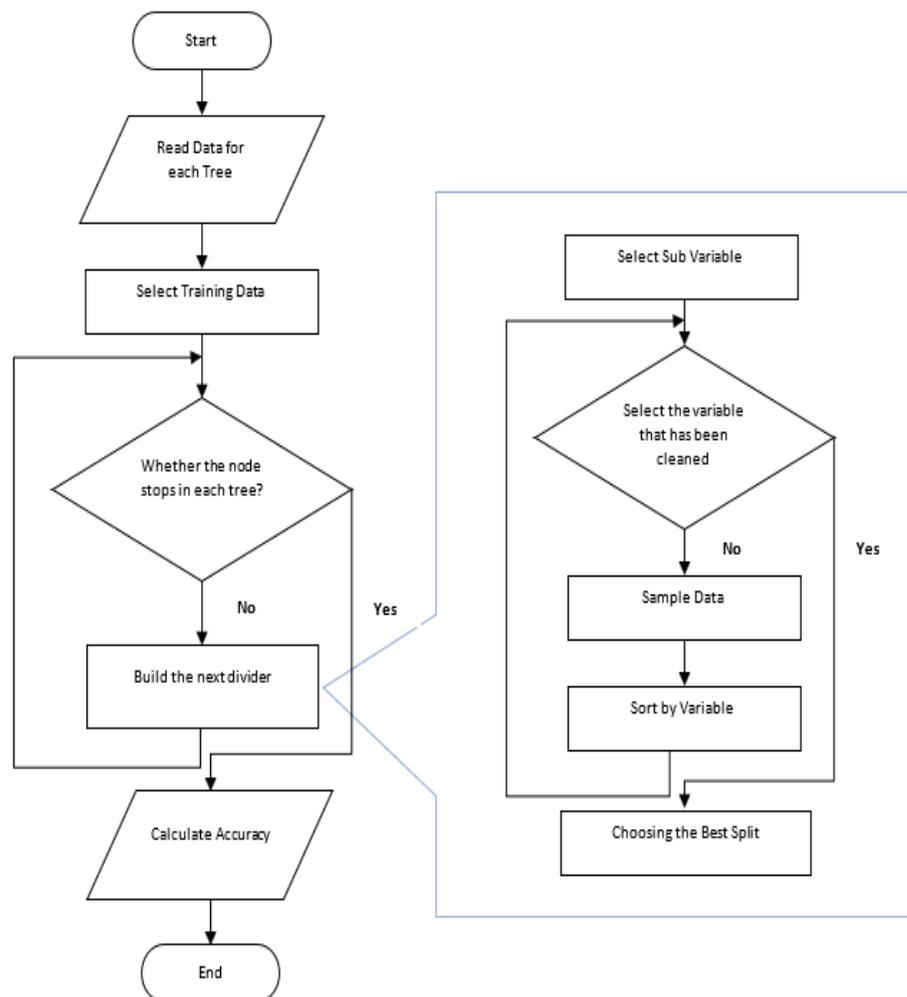


Gambar 3.3 Alur SVM

Random Forest adalah salah satu algoritma yang termasuk dalam kategori pembelajaran *supervised learning*. Algoritma ini mampu menangani permasalahan klasifikasi maupun regresi. Kelebihan dari algoritma ini adalah kesederhanaannya dan kemampuannya yang handal dalam menyelesaikan permasalahan klasifikasi dan regresi (Nurfadilla, 2022).

Algoritma *Random Forest* termasuk dalam konsep *ensemble learning* yang melibatkan beberapa metode yang bekerja secara kolektif. Dengan bekerja bersama-sama, kinerja model ini cenderung lebih baik daripada model yang

beroperasi secara individu. Karena menerapkan beberapa metode yang bekerja bersama, nilai akhir yang dihasilkan akan digabungkan. Pada kasus regresi, penggabungan nilai dilakukan menggunakan nilai rata-rata, sedangkan pada kasus klasifikasi, digunakan nilai mode yang paling sering muncul (Labib Mu'tashim, 2023). Adapun tahapan metode klasifikasi *Random Forest* pada penelitian ini dapat dilihat pada gambar 3.4.



Gambar 3.4 Alur *Random Forest*

3.4.3 Penyusunan Laporan

Tahap ini merupakan tahap akhir dari proses penelitian, di mana laporan menyajikan semua aspek terkait penelitian, mencakup persiapan, pelaksanaan, serta analisis dan presentasi hasil penelitian. Laporan ini disusun dengan terstruktur, mengikuti bab-bab yang mencakup pendahuluan, review literatur, metodologi, hasil dan pembahasan, serta ditutup dengan simpulan dan rekomendasi sebagai penutup laporan.

Menyusun laporan penting untuk mencatat dan mempublikasikan hasil penelitian agar menjadi referensi untuk penelitian masa depan. Hal ini bertujuan agar kontribusi dari hasil penelitian dapat bermanfaat bagi masyarakat secara umum, terutama bagi para peneliti. Hasil penelitian ini direncanakan untuk disampaikan melalui artikel ilmiah yang akan diterbitkan dalam jurnal akademis, dengan upaya untuk dipublikasikan di jurnal terakreditasi SINTA minimal peringkat 4, sehingga dapat memberikan kontribusi besar kepada mereka yang membutuhkan informasi tersebut.

BAB IV ANALISIS DATA

Pada bagian ini akan disajikan analisis dan hasil kajian untuk menggambarkan keterbatasan temuan penelitian. Penjelasan lebih lanjut mengenai analisis data dan penyajian hasil dapat dilihat pada penjelasan di bawah ini:

4.1 Analisis Kebutuhan

Untuk mengawali penjelasan bab ini, dilakukan penilaian mengenai persyaratan data pelatihan dan pengujian. Dataset yang digunakan terdiri dari 458 data mahasiswa yang diperoleh dari Program Studi Teknik Informatika UIN Maulana Malik Ibrahim Malang pada tahun 2014 hingga 2019. Dataset ini dibagi menjadi data latih dan data uji dengan menggunakan metode *random state*.

Data-data yang berperan sebagai variabel independen ditampilkan dalam Tabel 4.1, yang merupakan data mentah sebelum proses pengolahan dilakukan. Informasi mengenai data tersebut dipaparkan dalam tabel 4.1.

Tabel 4.1 Data Kelulusan

	Jenis Kelamin	Asal Sekolah	Propinsi Sekolah	Pernah Mondok di Pesanten	Jalur PMB	IP1	IP2	IP3	IP4	IP5	IPK1-5	Status
0	Perempuan	MAN	JAWA TIMUR	Tidak	SPAN-PTKIN	3.57	3.46	3.50	3.75	3.48	3.552	TEPAT WAKTU
1	Laki-laki	SMUN	JAWA TIMUR	Tidak	SNMPTN	3.71	3.43	3.73	3.60	3.65	3.624	TIDAK TEPAT
2	Perempuan	SMUS	JAWA TENGAH	Ya	SNMPTN	3.71	3.60	3.43	3.55	3.10	3.478	TIDAK TEPAT
3	Laki-laki	SMUN	SULAWESI TENGGARA	Tidak	SNMPTN	3.33	3.42	3.00	3.27	3.08	3.220	TIDAK TEPAT
4	Perempuan	SMUN	NUSA TENGGARA BARAT	Tidak	SNMPTN	3.38	3.00	3.29	3.50	3.04	3.242	TIDAK TEPAT
...
453	Laki-laki	MAN	JAWA TIMUR	Tidak	MANDIRI TERTULIS	3.62	3.54	3.83	3.58	3.70	3.654	TEPAT WAKTU
454	Laki-laki	SMUN	JAWA TIMUR	Tidak	MANDIRI TERTULIS	3.33	3.70	3.60	3.23	3.42	3.456	TEPAT WAKTU
455	Laki-laki	SMUS	SULAWESI SELATAN	Tidak	MANDIRI TERTULIS	3.48	3.61	3.59	2.46	3.28	3.284	TEPAT WAKTU
456	Laki-laki	MAN	LUAR NEGERI	Tidak	MANDIRI ASING	3.79	3.54	3.48	2.58	3.60	3.398	TEPAT WAKTU
457	Laki-laki	SMKN	JAWA TIMUR	Tidak	MANDIRI TERTULIS	3.14	3.41	3.67	3.25	3.22	3.338	TEPAT WAKTU

458 rows × 12 columns

Selain data-data tersebut, ada juga informasi seperti NIM, tahun masuk, dan nama mahasiswa. Data-data ini tidak memiliki hubungan langsung dengan faktor-faktor yang memengaruhi kelulusan tepat waktu. Karena itu, data-data ini tidak termasuk dalam tabel sampel data (Armansyah, 2021). Agar proses analisis data pelatihan dan pengujian dapat dilakukan dengan lebih mudah, perlu dilakukan transformasi data agar sesuai dengan metode analisis yang digunakan. Kemudian, data lulusan akan dibagi menjadi dua kelompok untuk digunakan sebagai data pelatihan dan pengujian, yang akan disajikan dalam Tabel 4.3 dan Tabel 4.4.

Tabel 4.2 Data Hasil Transformasi

	Jenis Kelamin	Asal Sekolah	Propinsi Sekolah	Pernah Mondok di Pesanten	Jalur PMB	IP1	IP2	IP3	IP4	IP5	IPK1-5
0	0	1	9	0	11	3.57	3.46	3.50	3.75	3.48	3.552
1	1	6	9	0	9	3.71	3.43	3.73	3.60	3.65	3.624
2	0	7	8	1	9	3.71	3.60	3.43	3.55	3.10	3.478
3	1	6	22	0	9	3.33	3.42	3.00	3.27	3.08	3.220
4	0	6	18	0	9	3.38	3.00	3.29	3.50	3.04	3.242
...
453	1	1	9	0	4	3.62	3.54	3.83	3.58	3.70	3.654
454	1	6	9	0	4	3.33	3.70	3.60	3.23	3.42	3.456
455	1	7	21	0	4	3.48	3.61	3.59	2.46	3.28	3.284
456	1	1	15	0	2	3.79	3.54	3.48	2.58	3.60	3.398
457	1	4	9	0	4	3.14	3.41	3.67	3.25	3.22	3.338

458 rows × 11 columns

Tabel 4.3 Data Pelatihan (*Training*)

	Jenis Kelamin	Asal Sekolah	Propinsi Sekolah	Pernah Mondok di Pesanten	\
6	0	2	9	1	
314	1	6	9	0	
69	0	5	9	1	
125	1	7	7	1	
35	0	6	9	0	
..	
375	1	5	9	1	
133	1	1	9	0	
396	1	6	8	0	
245	0	1	9	0	
456	1	1	15	0	

	Jalur PMB	IP1	IP2	IP3	IP4	IP5	IPK1-5
6	11	3.55	3.31	3.42	3.59	3.05	3.384
314	7	3.83	3.74	3.89	3.71	3.65	3.764
69	4	3.36	3.41	3.23	3.48	2.93	3.282
125	7	3.48	2.94	3.50	3.38	3.26	3.312
35	7	3.57	3.52	3.38	3.57	3.45	3.498
..
375	7	3.40	3.26	3.48	3.62	3.73	3.498
133	8	3.67	2.94	3.45	3.35	3.35	3.352
396	7	3.14	3.52	3.59	3.14	3.59	3.396
245	4	3.29	3.48	3.67	3.38	3.22	3.408
456	2	3.79	3.54	3.48	2.58	3.60	3.398

[366 rows × 11 columns]

Tabel 4.4 Data Pengujian (*Testing*)

	Jenis Kelamin	Asal Sekolah	Propinsi Sekolah	Pernah Mondok di Pesanten	\
25	1	2	9	1	
365	0	6	9	0	
129	0	6	9	0	
149	1	1	9	0	
64	1	4	9	0	
..	
148	1	4	16	0	
126	1	5	9	0	
210	1	4	9	0	
268	1	1	9	0	
214	0	4	9	0	

	Jalur PMB	IP1	IP2	IP3	IP4	IP5	IPK1-5
25	11	3.50	3.46	3.54	3.60	3.42	3.504
365	9	3.10	3.48	3.54	3.82	3.57	3.502
129	7	3.55	3.39	3.24	3.06	2.88	3.224
149	4	3.12	2.75	2.80	2.86	1.93	2.692
64	4	3.66	3.34	3.20	3.34	3.42	3.392
..
148	4	3.52	3.09	3.37	3.17	3.05	3.240
126	7	3.43	3.11	3.41	2.69	2.65	3.058
210	7	3.31	2.27	3.09	3.46	2.98	3.022
268	9	3.60	3.60	3.77	3.42	3.45	3.568
214	7	3.38	2.96	3.48	3.61	3.70	3.426

[92 rows x 11 columns]

4.2 Penyajian Data Analisis

Sebelum memulai analisis data, langkah pertama adalah mengatur data yang terkumpul berdasarkan status kelulusannya untuk menyajikannya dalam format yang lebih terstruktur. Rincian mengenai pemetaan data tersebut akan ditampilkan dalam tabel-tabel berikut ini.

a. Jenis Kelamin

Berikut adalah presentasi data mengenai kelulusan, baik tepat waktu maupun tidak tepat waktu, yang dikelompokkan berdasarkan jenis kelamin. Detail terkait data kelulusan ini dapat ditemukan dalam Tabel 4.5.

Tabel 4.5 Kelulusan Berdasarkan Jenis Kelamin

NO	JK	STATUS		
		TEPAT WAKTU	TIDAK TEPAT	JUMLAH L/P
1	L	62	180	242
2	P	61	155	216
JUMLAH		123	335	458

b. Asal Sekolah

Di bawah ini tersedia tampilan data mengenai kelulusan, baik tepat waktu maupun tidak tepat waktu, yang dikelompokkan berdasarkan asal sekolah. Informasi detail mengenai data kelulusan ini dapat ditemukan dalam Tabel 4.6.

Tabel 4.6 Kelulusan Berdasarkan Asal Sekolah

NO	AS	STATUS		
		TEPAT WAKTU	TIDAK TEPAT	JUMLAH AS
1	MAN	39	78	117
2	MAS	7	55	62
3	SMEA	2	5	7
4	SMKN	8	22	30
5	SMKS	4	18	22
6	SMUN	51	118	169
7	SMUS	12	39	51
JUMLAH		123	335	458

c. Pernah Mondok di Pesantren

Pembagian data mengenai kelulusan, apakah tepat waktu atau tidak tepat waktu, dilakukan berdasarkan riwayat mondok di pesantren. Rincian data kelulusan ini terlihat pada Tabel 4.7.

Tabel 4.7 Kelulusan Berdasarkan Pernah Mondok di Pesantren

NO	PM	STATUS		
		TEPAT WAKTU	TIDAK TEPAT	JUMLAH PM
1	YA	27	109	136
2	TIDAK	102	220	322
JUMLAH		129	329	458

d. Propinsi Sekolah

Di bawah ini tersedia presentasi data mengenai kelulusan, baik tepat waktu maupun tidak tepat waktu, yang dikelompokkan berdasarkan propinsi sekolah. Rincian data kelulusan ini terlihat dalam Tabel 4.8.

Tabel 4.8 Kelulusan Berdasarkan Propinsi Sekolah

NO	PS	STATUS		
		TEPAT WAKTU	TIDAK TEPAT	JUMLAH PS
1	ACEH	0	4	4
2	BALI	0	4	4
3	BANTEN	1	0	1
4	D.I. YOGYAKARTA	0	1	1
5	D.K.I. JAKARTA	2	3	5
6	JAMBI	0	4	4
7	JAWA BARAT	2	5	7
8	JAWA TENGAH	1	11	12
9	JAWA TIMUR	99	256	355
10	KALIMANTAN SELATAN	1	4	5
11	KALIMANTAN TIMUR	1	7	8
12	KALIMANTAN UTARA	0	1	1
13	KEPULAUAN RIAU	1	3	4
14	LAMPUNG	0	1	1
15	LUAR NEGERI	2	6	8
16	MALUKU	0	3	3
17	MALUKU UTARA	1	0	1
18	NUSA TENGGARA BARAT	2	7	9
19	PAPUA	1	1	2
20	RIAU	2	0	2
21	SULAWESI SELATAN	1	5	6
22	SULAWESI TENGAH	1	0	1
23	SULAWESI TENGGARA	0	2	2
24	SULAWESI UTARA	0	1	1
25	SUMATERA SELATAN	4	1	5
26	SUMATERA UTARA	1	5	6
JUMLAH		123	335	458

e. Jalur PMB

Dari berbagai jalur masuk yang tersedia, mahasiswa dapat masuk ke UIN Maulana Malik Ibrahim Malang melalui berbagai jalur. Informasi mengenai kelulusan mahasiswa berdasarkan jalur masuk ini dapat ditemukan dalam Tabel 4.9.

Tabel 4.9 Kelulusan Berdasarkan Propinsi Sekolah

NO	PMB	STATUS		
		TEPAT WAKTU	TIDAK TEPAT	JUMLAH PMB
1	BEASISWA LUAR NEGERI	1	2	3
2	MANDIRI ASING	1	4	5
3	MANDIRI PRESTASI	2	5	7
4	MANDIRI TERTULIS	16	56	72
5	MANDIRI TERTULIS BIDIKMISI	2	4	6
6	SANTRI BERPRESTASI	0	5	5
7	SBMPTN	48	109	157
8	SBMPTN BIDIKMISI	0	1	1
9	SNMPTN	48	123	171
10	SNMPTN BIDIKMISI	1	3	4
11	SPAN-PTKIN	2	11	13
12	SPAN-PTKIN BIDIKMISI	0	1	1
13	UM-PTKIN	2	11	13
JUMLAH		123	335	458

f. Indeks Prestasi Mahasiswa (IP)

Dalam studi ini, kami menggunakan indeks prestasi (IP) dari semester 1 hingga semester 5, disingkat sebagai IP1, IP2, IP3, IP4, IP5, dan IPK1-5. IP yang tinggi menjadi indikator kemampuan mahasiswa yang kuat. Dari segi logika, mahasiswa dengan IP yang tinggi mungkin dapat lulus tepat waktu, bahkan lebih cepat dari yang dijadwalkan. Oleh karena itu, dalam analisis data penelitian ini, kami akan merujuk kepada $IP \geq 3,50$ sebagai dukungan untuk kelulusan tepat waktu, sedangkan $IP < 3,50$ mengindikasikan kemungkinan kelulusan terlambat. Data mengenai IP1 - IP5 akan disajikan pada tabel

Tabel 4.10 Kelulusan Berdasarkan IP Semester 1

NO	IP1	STATUS		
		TEPAT WAKTU	TIDAK TEPAT	JUMLAH MHS
1	$\geq 3,50$	62	141	203
2	$< 3,50$	61	194	255
JUMLAH		123	335	458

Tabel 4.11 Kelulusan Berdasarkan IP Semester 2

NO	IP2	STATUS		
		TEPAT WAKTU	TIDAK TEPAT	JUMLAH MHS
1	$\geq 3,50$	72	76	148
2	$< 3,50$	55	255	310
JUMLAH		127	331	458

Tabel 4.12 Kelulusan Berdasarkan IP Semester 3

NO	IP3	STATUS		
		TEPAT WAKTU	TIDAK TEPAT	JUMLAH MHS
1	$\geq 3,50$	102	147	249
2	$< 3,50$	21	188	209
JUMLAH		123	335	458

Tabel 4.13 Kelulusan Berdasarkan IP Semester 4

NO	IP4	STATUS		
		TEPAT WAKTU	TIDAK TEPAT	JUMLAH MHS
1	$\geq 3,50$	83	168	251
2	$< 3,50$	40	167	207
JUMLAH		123	335	458

Tabel 4.14 Kelulusan Berdasarkan IP Semester 5

NO	IP5	STATUS		
		TEPAT WAKTU	TIDAK TEPAT	JUMLAH MHS
1	$\geq 3,50$	89	104	193
2	$< 3,50$	34	231	265
JUMLAH		123	335	458

Tabel 4.15 Kelulusan Berdasarkan IPK Semester 1-5

NO	IPK1-5	STATUS		
		TEPAT WAKTU	TIDAK TEPAT	JUMLAH MHS
1	$\geq 3,50$	84	107	191
2	$< 3,50$	39	228	267
JUMLAH		123	335	458

BAB V

METODE NAÏVE BAYES

5.1 Ujicoba Model *Naïve Bayes*

Untuk menerapkan model prediksi kelulusan menggunakan *Python*, diperlukan dua kategori data: satu digunakan untuk melatih model (data pelatihan), sedangkan yang lainnya untuk menguji performanya (data pengujian). Kedua jenis data ini berasal dari kumpulan 458 data lulusan yang tersedia.

Pada bagian ini, pengujian dilakukan dengan melakukan pengaturan acak terhadap pembagian data training dan data testing untuk menilai performa model *Naïve Bayes*, termasuk nilai-nilai seperti Akurasi, Presisi, dan Sensitivitas. Tujuan pengujian ini adalah untuk mengetahui bagaimana jumlah data training dan testing memengaruhi kemampuan klasifikasi oleh model *Naïve Bayes*. Pengujian dilakukan dengan memanfaatkan metrik yang dikenal sebagai *Confusion Matrix*. Detail dari model pengujian ini terlihat dalam Tabel 5.1.

Tabel 5.1 Pembagian Data Training dan Data Testing

Training%	Testing%
20	80
30	70
40	60
50	50
60	40
70	30
80	20

Tabel 5.1 akan menunjukkan hasil ujicoba model *Naïve Bayes* dengan pembagian data training dan testing pada tahap pemisahan data. Rincian dari ujicoba ini akan dijelaskan dibawah ini.

- **Ujicoba 1**

Pada ujicoba 1, data dipisahkan menjadi 20% untuk training dan 80% untuk testing, dengan 91 entri untuk training dan 367 entri untuk testing. Detail mengenai hasil *Confusion Matrix* dapat ditemukan dalam Tabel 5.2.

Tabel 5.2 *Confusion Matrix* Ujicoba 1

Naïve Bayes	Actual : Positif (1)	Actual : Negatif (0)
Prediksi : Positif (1)	TP = 158	FP = 16
Prediksi : Negatif (0)	TN = 79	FN = 114

Tabel 5.2 menunjukkan hasil dari *Confusion Matrix* dalam ujicoba 1, yang mencantumkan nilai-nilai Akurasi, Presisi, dan Sensitivitas yang akan diuraikan secara lebih detail dalam Tabel 5.3.

Tabel 5.3 *Accuracy, Precision, Recall* pada Ujicoba 1

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0.65	0.91	0.58

Pada Tabel 5.3, terdapat nilai seperti akurasi sebesar 0.65, presisi sebesar 0.91, dan sensitivitas sebesar 0.58.

- **Ujicoba 2**

Pada ujicoba 2, data dipisahkan menjadi 30% untuk training dan 70% untuk testing, dengan 137 entri untuk training dan 321 entri untuk testing. Detail mengenai hasil *Confusion Matrix* dapat ditemukan di Tabel 5.4.

Tabel 5.4 *Confusion Matrix* Ujicoba 2

Naïve Bayes	Actual : Positif (1)	Actual : Negatif (0)
Prediksi : Positif (1)	TP = 162	FP = 15
Prediksi : Negatif (0)	TN = 67	FN = 77

Tabel 5.4 menunjukkan hasil dari *Confusion Matrix* dalam Ujicoba 2, yang mencantumkan nilai-nilai Akurasi, Presisi, dan Sensitivitas yang akan diuraikan secara lebih detail dalam Tabel 5.5.

Tabel 5.5 *Accuracy, Precision, Recall* pada Ujicoba 2

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0.71	0.92	0.68

Pada Tabel 5.5, terdapat nilai seperti akurasi sebesar 0.71, presisi sebesar 0.92, dan sensitivitas sebesar 0.68.

▪ Ujicoba 3

Pada ujicoba 3, data dipisahkan menjadi 40% untuk training dan 60% untuk testing, dengan 183 entri untuk training dan 275 entri untuk testing. Detail mengenai hasil *Confusion Matrix* dapat ditemukan dalam Tabel 5.6.

Tabel 5.6 *Confusion Matrix* Ujicoba 3

Naïve Bayes	Actual : Positif (1)	Actual : Negatif (0)
Prediksi : Positif (1)	TP = 142	FP = 11
Prediksi : Negatif (0)	TN = 60	FN = 62

Tabel 5.6 menunjukkan hasil dari *Confusion Matrix* dalam Ujicoba 3, yang mencantumkan nilai-nilai Akurasi, Presisi, dan Sensitivitas yang akan diuraikan secara lebih detail dalam Tabel 5.7.

Tabel 5.7 *Accuracy, Precision, Recall* pada Ujicoba 3

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0.73	0.93	0.70

Pada Tabel 5.7, terdapat nilai seperti akurasi sebesar 0.73, presisi sebesar 0.93, dan sensitivitas sebesar 0.70.

▪ Ujicoba 4

Pada Ujicoba 4, data dipisahkan menjadi 50% untuk training dan 50% untuk testing, dengan 229 entri untuk training dan 229 entri untuk testing. Detail mengenai hasil *Confusion Matrix* dapat ditemukan dalam Tabel 5.8.

Tabel 5.8 *Confusion Matrix* Ujicoba 4

Naïve Bayes	Actual : Positif (1)	Actual : Negatif (0)
Prediksi : Positif (1)	TP = 111	FP = 7
Prediksi : Negatif (0)	TN = 52	FN = 59

Tabel 5.8 menunjukkan hasil dari *Confusion Matrix* dalam Ujicoba 4, yang mencantumkan nilai-nilai Akurasi, Presisi, dan Sensitivitas yang akan diuraikan secara lebih detail dalam Tabel 5.9.

Tabel 5.9 *Accuracy, Precision, Recall* pada Ujicoba 4

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0.71	0.94	0.65

Pada Tabel 5.9, terdapat nilai seperti akurasi sebesar 0.71, presisi sebesar 0.94, dan sensitivitas sebesar 0.65.

▪ Ujicoba 5

Pada ujicoba 5, data dipisahkan menjadi 60% untuk training dan 40% untuk testing, dengan 274 entri untuk training dan 184 entri untuk testing. Detail mengenai hasil *Confusion Matrix* dapat ditemukan dalam Tabel 5.10.

Tabel 5.10 *Confusion Matrix* Pengujian 5

Naïve Bayes	Actual : Positif (1)	Actual : Negatif (0)
Prediksi : Positif (1)	TP = 92	FP = 6
Prediksi : Negatif (0)	TN = 38	FN = 48

Dari Tabel 5.10 menampilkan tabel *Confusion Matrix* pada Ujicoba 5 yang menghasilkan nilai *Accuracy*, *Precision*, *Recall* yaitu seperti dijelaskan pada Tabel 5.11

Tabel 5.11 *Accuracy*, *Precision*, *Recall* pada Ujicoba 5

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0.71	0.94	0.66

Pada Tabel 5.11 menunjukkan nilai akurasi sebesar 0.71, presisi sebesar 0.94, dan sensitivitas sebesar 0.66.

▪ Ujicoba 6

Pada ujicoba 6, data dipisahkan menjadi 70% untuk training dan 30% untuk testing, dengan 320 entri untuk training dan 138 entri untuk testing. Detail mengenai hasil *Confusion Matrix* dapat ditemukan dalam Tabel 5.12.

Tabel 5.12 *Confusion Matrix* Ujicoba 6

Naïve Bayes	Actual : Positif (1)	Actual : Negatif (0)
Prediksi : Positif (1)	TP = 71	FP = 5
Prediksi : Negatif (0)	TN = 28	FN = 34

Tabel 5.12 menunjukkan hasil dari *Confusion Matrix* dalam ujicoba 6, yang mencantumkan nilai-nilai Akurasi, Presisi, dan Sensitivitas yang akan diuraikan secara lebih detail dalam tabel 5.13.

Tabel 5.13 *Accuracy*, *Precision*, *Recall* pada Ujicoba 6

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0.72	0.93	0.68

Tabel 5.13 menunjukkan nilai akurasi sebesar 0.72, presisi sebesar 0.93, dan sensitivitas sebesar 0.68.

- **Ujicoba 7**

Pada ujicoba 7, data dipisahkan menjadi 80% untuk training dan 20% untuk testing, dengan 366 entri untuk training dan 92 entri untuk testing. Detail mengenai hasil *Confusion Matrix* dapat ditemukan dalam Tabel 5.14.

Tabel 5.14 *Confusion Matrix* Ujicoba 7

Naïve Bayes	Actual : Positif (1)	Actual : Negatif (0)
Prediksi : Positif (1)	TP = 51	FP = 3
Prediksi : Negatif (0)	TN = 19	FN = 19

Dari Tabel 5.14 menunjukkan hasil dari *Confusion Matrix* dalam Pengujian 7, yang mencantumkan nilai-nilai Akurasi, Presisi, dan Sensitivitas yang akan diuraikan secara lebih detail dalam Tabel 5.15

Tabel 5.15 *Accuracy, Precision, Recall* pada Ujicoba 7

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0.76	0.94	0.73

Tabel 5.15 menunjukkan nilai akurasi sebesar 0.76, presisi sebesar 0.94, dan sensitivitas sebesar 0.73.

- **Kesimpulan**

Dari 7 ujicoba yang telah dilakukan, diperoleh nilai rata-rata untuk Akurasi, Presisi, dan Sensitivitas, yang tercantum pada Tabel 5.16.

Tabel 5.16 Nilai Rata-rata *Accuracy, Precision, Recall*

Training%	Testing%	Accuracy	Precision	Recall
20	80	0.65	0.91	0.58
30	70	0.71	0.92	0.68
40	60	0.73	0.93	0.70
50	50	0.71	0.94	0.65
60	40	0.71	0.94	0.66
70	30	0.72	0.93	0.68

Kelanjutan Tabel 5.16 Nilai Rata-rata Accuracy, Precision, Recall

Training%	Testing%	Accuracy	Precision	Recall
80	20	0.76	0.94	0.73
Rata-rata		0.71	0.93	0.67

Tabel 5.16 mencerminkan kemampuan model *Naïve Bayes* dalam memprediksi kelulusan mahasiswa berdasarkan klasifikasi pada dataset mahasiswa. Melalui 7 ujicoba yang mengubah data training dan testing, rata-rata nilai yang dihasilkan menunjukkan Akurasi sekitar 0.71, Presisi sekitar 0.93, dan Sensitivitas sekitar 0.67.

BAB VI

METODE *SUPPORT VECTOR MACHINE* (SVM)

6.1 Ujicoba Model *Support Vector Machine* (SVM)

Langkah pertama dalam teknik ini adalah memasukkan data ke dalam sistem. Selanjutnya, nilai kelas akan dicari dengan menggunakan rumus persamaan, dimana nilai kelas dapat berupa kelas +1 (Tepat Waktu) atau kelas -1 (Tidak Tepat). Setelah kelas telah diketahui, Metode ini mengidentifikasi dua data dari kelas yang berbeda yang memiliki jarak terdekat, dikenal sebagai *support vector*. Dari pasangan data tersebut, metode ini menentukan garis pemisah, yang disebut *hyperplane*, menggunakan rumus persamaan yang sesuai. Setelahnya, mencari jarak maksimum dari *hyperplane* ke *support vector* (margin) menggunakan persamaan tertentu untuk menentukan *hyperplane* optimal yang memisahkan dua data tersebut.

SVM digunakan untuk memisahkan dua kelas data dengan mencari *hyperplane* yang memiliki jarak terbesar dengan sampel data dari kedua kelas. *Hyperplane* tersebut berfungsi untuk memaksimalkan margin antara kedua kelas dan meminimalkan kesalahan klasifikasi. *Hyperplane* ini didefinisikan oleh persamaan linear:

$$w \cdot x + b = 0 \tag{6.1}$$

Di mana w adalah vector bobot dan b adalah bias. Untuk mengklasifikasikan sampel baru x , kita dapat menggunakan fungsi signum dari persamaan *hyperplane* :

$$f(x) = \text{sign}(wtx + b) \tag{6.2}$$

Jika $f(x) > 0$, maka sampel x diklasifikasikan sebagai kelas positif, dan jika $f(x) < 0$, maka sampel x diklasifikasikan sebagai kelas negatif. Formulasi SVM dapat dioptimalisasi dengan memaksimalkan margin antara kedua kelas dan meminimalkan norma dari vektor bobot dengan notasi sebagai berikut (Bangun, 2022):

$$\frac{1}{2} \|w\|^2 \quad (6.3)$$

Pada tahap ini, eksperimen dilakukan dengan berbagai proporsi pembagian data training dan testing untuk mengevaluasi kinerja model Support Vector Machine. Penilaian dilakukan dengan memeriksa nilai Accuracy, Precision, dan Recall untuk menilai bagaimana proporsi data training dan testing memengaruhi kemampuan klasifikasi dari Support Vector Machine. Pengujian ini menggunakan metode Confusion Matrix. Detail mengenai model pengujian tercatat dalam Tabel 6.1.

Tabel 6.1 Pembagian Data Training dan Data Testing

Training%	Testing%
20	80
30	70
40	60
50	50
60	40
70	30
80	20

Tabel 6.1 akan menunjukkan hasil ujicoba model *Support Vector Machine* dengan pembagian data training dan testing pada tahap pemisahan data. Rincian dari ujicoba ini akan dijelaskan dibawah.

- **Ujicoba 1**

Pada ujicoba 1 data dibagi menjadi 20% untuk data training dan 80% untuk data testing, dengan 91 data dalam pelatihan dan 367 data untuk pengujian. Hasil dari *Confusion Matrix* seperti dijelaskan pada Tabel 6.2.

Tabel 6.2 *Confusion Matrix* Ujicoba 1

SVM	Actual : Positif (1)	Actual : Negatif (0)
Prediksi : Positif (1)	TP = 239	FP = 39
Prediksi : Negatif (0)	TN = 56	FN = 33

Tabel 6.2 menunjukkan hasil dari *Confusion Matrix* dalam Ujicoba 1, yang mencantumkan nilai-nilai Akurasi, Presisi, dan Sensitivitas yang akan diuraikan secara lebih detail dalam Tabel 6.3.

Tabel 6.3 *Accuracy, Precision, Recall* pada Ujicoba 1

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0.80	0.86	0.88

Pada Tabel 6.3 menunjukkan nilai akurasi adalah 0.80, presisi 0.86, dan sensitivitas 0.88.

- **Ujicoba 2**

Pada Ujicoba 2 data dibagi menjadi 30% untuk data training dan 70% untuk data testing, dengan 137 data dalam pelatihan dan 321 data untuk pengujian. Hasil dari *Confusion Matrix* seperti dijelaskan pada Tabel 6.4.

Tabel 6.4 *Confusion Matrix* Ujicoba 2

SVM	Actual : Positif (1)	Actual : Negatif (0)
Prediksi : Positif (1)	TP = 210	FP = 32
Prediksi : Negatif (0)	TN = 50	FN = 29

Tabel 6.4 menunjukkan hasil dari *Confusion Matrix* dalam Pengujian 2, yang mencantumkan nilai-nilai Akurasi, Presisi, dan Sensitivitas yang akan diuraikan secara lebih detail dalam Tabel 6.5.

Tabel 6.5 *Accuracy, Precision, Recall* pada Ujicoba 2

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0.81	0.87	0.88

Pada Tabel 6.5 menunjukkan nilai akurasi adalah 0.81, presisi 0.87, dan sensitivitas 0.88.

▪ Ujicoba 3

Pada Ujicoba 3 data dibagi menjadi 40% untuk data training dan 60% untuk data testing, dengan 183 data dalam pelatihan dan 275 data untuk pengujian. Hasil dari *Confusion Matrix* seperti dijelaskan pada Tabel 6.6.

Tabel 6.6 *Confusion Matrix* Ujicoba 3

SVM	Actual : Positif (1)	Actual : Negatif (0)
Prediksi : Positif (1)	TP = 188	FP = 35
Prediksi : Negatif (0)	TN = 36	FN = 16

Tabel 6.6 menunjukkan hasil dari *Confusion Matrix* dalam Pengujian 3, yang mencantumkan nilai-nilai Akurasi, Presisi, dan Sensitivitas yang akan diuraikan secara lebih detail dalam Tabel 6.7.

Tabel 6.7 *Accuracy, Precision, Recall* pada Ujicoba 3

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0.81	0.84	0.92

Pada Tabel 6.7 menunjukkan nilai akurasi adalah 0.81, presisi 0.84, dan sensitivitas 0.92.

▪ Ujicoba 4

Pada Ujicoba 4 data dibagi menjadi 50% untuk data training dan 50% untuk data testing, dengan 229 data dalam pelatihan dan 229 data untuk pengujian. Hasil dari *Confusion Matrix* seperti dijelaskan pada Tabel 6.8.

Tabel 6.8 *Confusion Matrix* Ujicoba 4

SVM	Actual : Positif (1)	Actual : Negatif (0)
Prediksi : Positif (1)	TP = 154	FP = 28
Prediksi : Negatif (0)	TN = 31	FN = 16

Tabel 6.8 menunjukkan hasil dari *Confusion Matrix* dalam Ujicoba 4, yang mencantumkan nilai-nilai Akurasi, Presisi, dan Sensitivitas yang akan diuraikan secara lebih detail dalam Tabel 6.9.

Tabel 6.9 *Accuracy, Precision, Recall* pada Ujicoba 4

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0.81	0.85	0.91

Pada Tabel 6.9 menunjukkan nilai akurasi adalah 0.81, presisi 0.85, dan sensitivitas 0.91.

▪ Ujicoba 5

Pada Ujicoba 5 data dibagi menjadi 60% untuk data training dan 40% untuk data testing, dengan 274 data dalam pelatihan dan 184 data untuk pengujian. Hasil dari *Confusion Matrix* seperti dijelaskan pada Tabel 6.10.

Tabel 6.10 *Confusion Matrix* Ujicoba 5

SVM	Actual : Positif (1)	Actual : Negatif (0)
Prediksi : Positif (1)	TP = 127	FP = 16
Prediksi : Negatif (0)	TN = 28	FN = 13

Tabel 6.10 menunjukkan hasil dari *Confusion Matrix* dalam Ujicoba 5, yang mencantumkan nilai-nilai Akurasi, Presisi, dan Sensitivitas yang akan diuraikan secara lebih detail dalam Tabel 6.11.

Tabel 6.11 *Accuracy, Precision, Recall* pada Ujicoba 5

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0.84	0.89	0.91

Pada Tabel 6.11 menunjukkan nilai akurasi adalah 0.84, presisi 0.89, dan sensitivitas 0.91.

▪ Ujicoba 6

Pada Ujicoba 6 data dibagi menjadi 70% untuk data training dan 30% untuk data testing, dengan 320 data dalam pelatihan dan 138 data untuk pengujian. Hasil dari *Confusion Matrix* seperti dijelaskan pada Tabel 6.12.

Tabel 6.12 *Confusion Matrix* Ujicoba 6

SVM	Actual : Positif (1)	Actual : Negatif (0)
Prediksi : Positif (1)	TP = 96	FP = 12
Prediksi : Negatif (0)	TN = 21	FN = 9

Tabel 6.12 menunjukkan hasil dari *Confusion Matrix* dalam Ujicoba 6, yang mencantumkan nilai-nilai Akurasi, Presisi, dan Sensitivitas yang akan diuraikan secara lebih detail dalam Tabel 6.13.

Tabel 6.13 *Accuracy, Precision, Recall* pada Ujicoba 6

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0.85	0.89	0.91

Pada Tabel 6.13 menunjukkan nilai akurasi adalah 0.85, presisi 0.89, dan sensitivitas 0.91.

▪ Ujicoba 7

Pada ujicoba 7 data dibagi menjadi 80% untuk data training dan 20% untuk data testing, dengan 366 data dalam pelatihan dan 92 data untuk pengujian. Hasil dari *Confusion Matrix* seperti dijelaskan pada Tabel 6.14.

Tabel 6.14 *Confusion Matrix* Ujicoba 7

SVM	Actual : Positif (1)	Actual : Negatif (0)
Prediksi : Positif (1)	TP = 63	FP = 8
Prediksi : Negatif (0)	TN = 14	FN = 7

Tabel 6.14 menunjukkan hasil dari *Confusion Matrix* dalam Ujicoba 7, yang mencantumkan nilai-nilai Akurasi, Presisi, dan Sensitivitas yang akan diuraikan secara lebih detail dalam Tabel 6.15.

Tabel 6.15 *Accuracy, Precision, Recall* pada Ujicoba 7

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0.84	0.89	0.90

Pada Tabel 6.15 di atas menunjukkan nilai akurasi adalah 0.84, presisi 0.89, dan sensitivitas 0.90.

▪ Kesimpulan

Dari 7 ujicoba yang telah dilakukan, diperoleh nilai rata-rata untuk Akurasi, Presisi, dan Sensitivitas, yang tercantum pada Tabel 6.16.

Tabel 6.16 Nilai Rata-rata *Accuracy, Precision, Recall*

Training%	Testing%	Accuracy	Precision	Recall
20	80	0.80	0.86	0.88
30	70	0.81	0.87	0.88
40	60	0.81	0.84	0.92
50	50	0.81	0.85	0.91
60	40	0.84	0.89	0.91

Kelanjutan Tabel 6.16 Nilai Rata-rata Accuracy, Precision, Recall

Training%	Testing%	Accuracy	Precision	Recall
70	30	0.85	0.89	0.91
80	20	0.84	0.89	0.90
Rata-rata		0.82	0.87	0.90

Tabel 6.16 menunjukkan kemampuan model *Support Vector Machine* dalam melakukan prediksi kelulusan mahasiswa berdasarkan klasifikasi pada data mahasiswa. Dalam 7 ujicoba yang berbeda dengan variasi data training dan testing, rata-rata nilai Akurasi adalah 0.82, Presisi adalah 0.87, dan Sensitivitas adalah 0.90.

BAB VII

METODE *RANDOM FOREST* (RF)

7.1 Ujicoba Model *Random Forest*

Metode *Random Forest* merupakan perkembangan dari metode *CART* yang menerapkan teknik *bootstrap aggregating (bagging)* dan seleksi fitur acak. Dalam penggunaan *Random Forest*, beberapa pohon dihasilkan untuk membentuk sebuah hutan (*forest*), yang kemudian dianalisis untuk mengevaluasi kumpulan pohon tersebut (Suwardika et al., 2019).

Pada tahap ini, dilakukan ujicoba dengan mengatur perbandingan antara data pelatihan dan pengujian untuk mengevaluasi performa model *Random Forest*, terutama dalam hal nilai *Accuracy*, *Precision*, dan *Recall*. Ujicoba ini bertujuan untuk melihat sejauh mana jumlah data pelatihan dan pengujian memengaruhi klasifikasi yang dilakukan oleh *Random Forest*. Metode pengujian menggunakan *Confusion Matrix*, dan model hasil ujicoba dipaparkan pada Tabel 7.1.

Tabel 7.1 Pembagian Data Training dan Data Testing

Training%	Testing%
20	80
30	70
40	60
50	50
60	40
70	30
80	20

Pada Tabel 7.1 akan dilakukan ujicoba model *Random Forest* dengan pembagian data training dan testing pada tahap pemisahan data. Pengujian ini akan dijelaskan dibawah.

▪ Ujicoba 1

Pada ujicoba 1 data dibagi menjadi 20% untuk data training dan 80% untuk data testing, dengan 91 data dalam pelatihan dan 367 data untuk pengujian. Hasil dari *Confusion Matrix* seperti dijelaskan pada Tabel 7.2.

Tabel 7.2 *Confusion Matrix* Ujicoba 1

RF	Actual : Positif (1)	Actual : Negatif (0)
Prediksi : Positif (1)	TP = 234	FP = 45
Prediksi : Negatif (0)	TN = 50	FN = 38

Tabel 7.2 menunjukkan hasil dari *Confusion Matrix* dalam Ujicoba 1, yang mencantumkan nilai-nilai Akurasi, Presisi, dan Sensitivitas yang akan diuraikan secara lebih detail dalam Tabel 7.3.

Tabel 7.3 *Accuracy, Precision, Recall* pada Ujicoba 1

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0.77	0.84	0.86

Pada Tabel 7.3 menunjukkan nilai akurasi sebesar 0.77, presisi sebesar 0.84, dan sensitivitas sebesar 0.86.

▪ Ujicoba 2

Pada Ujicoba 2 data dibagi menjadi 30% untuk data training dan 70% untuk data testing, dengan 137 data dalam pelatihan dan 321 data untuk pengujian. Hasil dari *Confusion Matrix* seperti dijelaskan pada Tabel 7.4.

Tabel 7.4 *Confusion Matrix* Ujicoba 2

RF	Actual : Positif (1)	Actual : Negatif (0)
Prediksi : Positif (1)	TP = 217	FP = 44
Prediksi : Negatif (0)	TN = 38	FN = 22

Tabel 7.4 menunjukkan hasil dari Confusion Matrix dalam Ujicoba 1, yang mencantumkan nilai-nilai Akurasi, Presisi, dan Sensitivitas yang akan diuraikan secara lebih detail dalam Tabel 7.5.

Tabel 7.5 *Accuracy, Precision, Recall* pada Ujicoba 2

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0.79	0.83	0.91

Pada Tabel 7.5 diatas menunjukkan nilai akurasi sebesar 0.79, presisi sebesar 0.83, dan sensitivitas sebesar 0.91.

▪ Ujicoba 3

Pada Ujicoba 3 data dibagi menjadi 40% untuk data training dan 60% untuk data testing, dengan 183 data dalam pelatihan dan 275 data untuk pengujian. Hasil dari *Confusion Matrix* seperti dijelaskan pada Tabel 7.6.

Tabel 7.6 *Confusion Matrix* Ujioba 3

RF	Actual : Positif (1)	Actual : Negatif (0)
Prediksi : Positif (1)	TP = 190	FP = 36
Prediksi : Negatif (0)	TN = 35	FN = 14

Tabel 7.6 menunjukkan hasil dari *Confusion Matrix* dalam Ujicoba 3, yang mencantumkan nilai-nilai Akurasi, Presisi, dan Sensitivitas yang akan diuraikan secara lebih detail dalam Tabel 7.7.

Tabel 7.7 *Accuracy, Precision, Recall* pada Ujicoba 3

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0.82	0.84	0.93

Pada Tabel 7.7 menunjukkan nilai akurasi sebesar 0.82, presisi sebesar 0.84, dan sensitivitas sebesar 0.93.

- **Ujicoba 4**

Pada Ujicoba 4 data dibagi menjadi 50% untuk data training dan 50% untuk data testing, dengan 299 data dalam pelatihan dan 299 data untuk pengujian. Hasil dari *Confusion Matrix* seperti dijelaskan pada Tabel 7.8.

Tabel 7.8 *Confusion Matrix* Ujicoba 4

RF	Actual : Positif (1)	Actual : Negatif (0)
Prediksi : Positif (1)	TP = 154	FP = 31
Prediksi : Negatif (0)	TN = 28	FN = 16

Tabel 7.8 menunjukkan hasil dari *Confusion Matrix* dalam Ujicoba 4, yang mencantumkan nilai-nilai Akurasi, Presisi, dan Sensitivitas yang akan diuraikan secara lebih detail dalam Tabel 7.9.

Tabel 7.9 *Accuracy, Precision, Recall* pada Pengujian 4

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0.79	0.83	0.91

Pada Tabel 7.9 menunjukkan nilai akurasi sebesar 0.79, presisi sebesar 0.83, dan sensitivitas sebesar 0.91.

- **Ujicoba 5**

Pada Ujicoba 5 data dibagi menjadi 60% untuk data training dan 40% untuk data testing, dengan 274 data dalam pelatihan dan 184 data untuk pengujian. Hasil dari *Confusion Matrix* seperti dijelaskan pada Tabel 7.10.

Tabel 7.10 *Confusion Matrix* Ujicoba 5

RF	Actual : Positif (1)	Actual : Negatif (0)
Prediksi : Positif (1)	TP = 126	FP = 21
Prediksi : Negatif (0)	TN = 23	FN = 14

Tabel 7.10 menunjukkan hasil dari *Confusion Matrix* dalam Ujicoba 5, yang mencantumkan nilai-nilai Akurasi, Presisi, dan Sensitivitas yang akan diuraikan secara lebih detail dalam Tabel 7.11.

Tabel 7.11 *Accuracy, Precision, Recall* pada Ujicoba 5

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0.81	0.86	0.90

Pada Tabel 7.11 menunjukkan nilai akurasi sebesar 0.81, presisi sebesar 0.86, dan sensitivitas sebesar 0.90.

▪ Ujicoba 6

Pada ujicoba 6 data dibagi menjadi 70% untuk data training dan 30% untuk data testing, dengan 320 data dalam pelatihan dan 138 data untuk pengujian. Hasil dari *Confusion Matrix* seperti dijelaskan pada Tabel 7.12.

Tabel 7.12 *Confusion Matrix* Ujicoba 6

RF	Actual : Positif (1)	Actual : Negatif (0)
Prediksi : Positif (1)	TP = 97	FP = 21
Prediksi : Negatif (0)	TN = 12	FN = 8

Tabel 7.12 menunjukkan hasil dari *Confusion Matrix* dalam Ujicoba 6, yang mencantumkan nilai-nilai Akurasi, Presisi, dan Sensitivitas yang akan diuraikan secara lebih detail dalam Tabel 7.13.

Tabel 7.13 *Accuracy, Precision, Recall* pada Ujicoba 6

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0.79	0.82	0.92

Pada Tabel 7.13 menunjukkan nilai akurasi sebesar 0.79, presisi sebesar 0.82, dan sensitivitas sebesar 0.92.

▪ Ujicoba 7

Pada ujicoba 7 data dibagi menjadi 80% untuk data training dan 20% untuk data testing, dengan 366 data dalam pelatihan dan 92 data untuk pengujian. Hasil dari *Confusion Matrix* seperti dijelaskan pada Tabel 7.14.

Tabel 7.14 *Confusion Matrix* Ujicoba 7

RF	Actual : Positif (1)	Actual : Negatif (0)
Prediksi : Positif (1)	TP = 65	FP = 11
Prediksi : Negatif (0)	TN = 11	FN = 5

Tabel 7.14 menunjukkan hasil dari *Confusion Matrix* dalam Ujicoba 7, yang mencantumkan nilai-nilai Akurasi, Presisi, dan Sensitivitas yang akan diuraikan secara lebih detail dalam Tabel 7.15.

Tabel 7.15 *Accuracy, Precision, Recall* pada Ujicoba 7

<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
0.86	0.93

Pada Tabel 7.15 menunjukkan nilai akurasi sebesar 0.83, presisi sebesar 0.86, dan sensitivitas sebesar 0.93.

▪ Kesimpulan

Dari hasil tujuh ujicoba yang dilakukan, nilai rata-rata untuk *Accuracy*, *Precision*, dan *Recall* terdapat pada Tabel 7.16.

Tabel 7.16 Nilai Rata-rata *Accuracy, Precision, Recall*

Training%	Testing%	Accuracy	Precision	Recall
20	80	0.77	0.84	0.86
30	70	0.79	0.83	0.91
40	60	0.82	0.84	0.93
50	50	0.79	0.83	0.91
60	40	0.81	0.86	0.90
70	30	0.79	0.82	0.92

Kelanjutan Tabel 7.16 Nilai Rata-rata Accuracy, Precision, Recall

Training%	Testing%	Accuracy	Precision	Recall
80	20	0.83	0.86	0.93
Rata-rata		0.80	0.84	0.91

Tabel 7.16 menunjukkan kemampuan model *Random Forest* dalam melakukan prediksi kelulusan mahasiswa berdasarkan klasifikasi pada data mahasiswa. Dalam 7 ujicoba yang berbeda dengan variasi data training dan testing, rata-rata nilai Akurasi adalah 0.80, Presisi adalah 0.84, dan Sensitivitas adalah 0.90.

BAB VIII PEMBAHASAN

8.1 Hasil

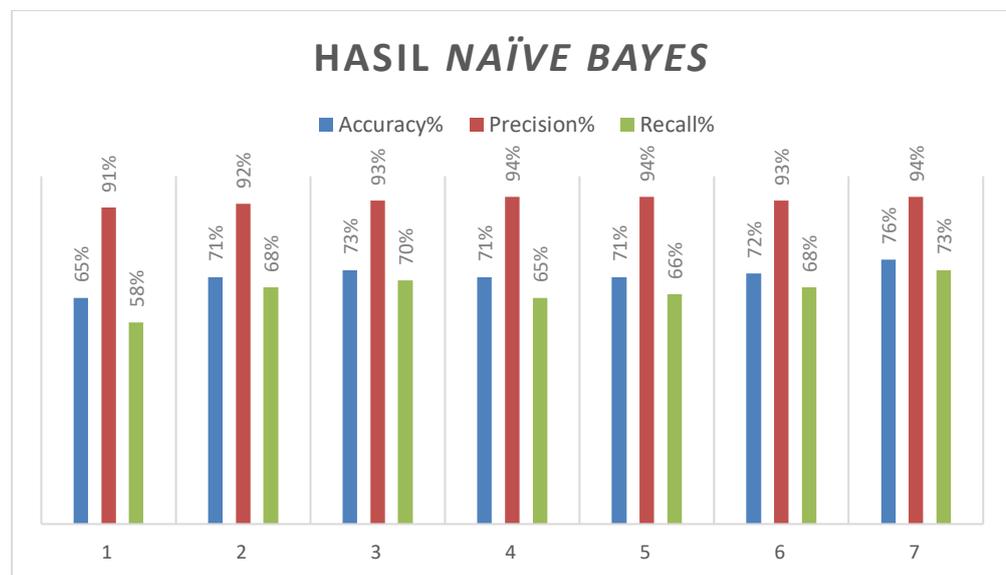
Pada bagian ini, akan dibandingkan hasil klasifikasi dari tiga model metode *Naïve Bayes*, *Support Vector Machine*, dan *Random Forest*, dengan menggunakan data uji yang telah dijalankan pada bab sebelumnya. Untuk menerapkannya pada metode *Naïve Bayes*, *Support Vector Machine*, dan *Random Forest*, data mahasiswa yang diperoleh harus dipersiapkan melalui serangkaian langkah pra-pemrosesan, seperti penghapusan data kosong, eliminasi data yang tidak ada, dan konversi tipe data menjadi format numerik dan faktorial. Langkah ini harus diambil sebelum penggunaan data dalam proses analisis oleh ketiga metode tersebut.

Dari hasil pengujian yang dilakukan menghasilkan nilai akurasi dari masing-masing metode yang akan dijelaskan pada Tabel 8.1.

Tabel 8.1 Perbandingan *Accuracy*, *Precision*, *Recall* *Naïve Bayes*, *SVM*, dan *Random Forest*

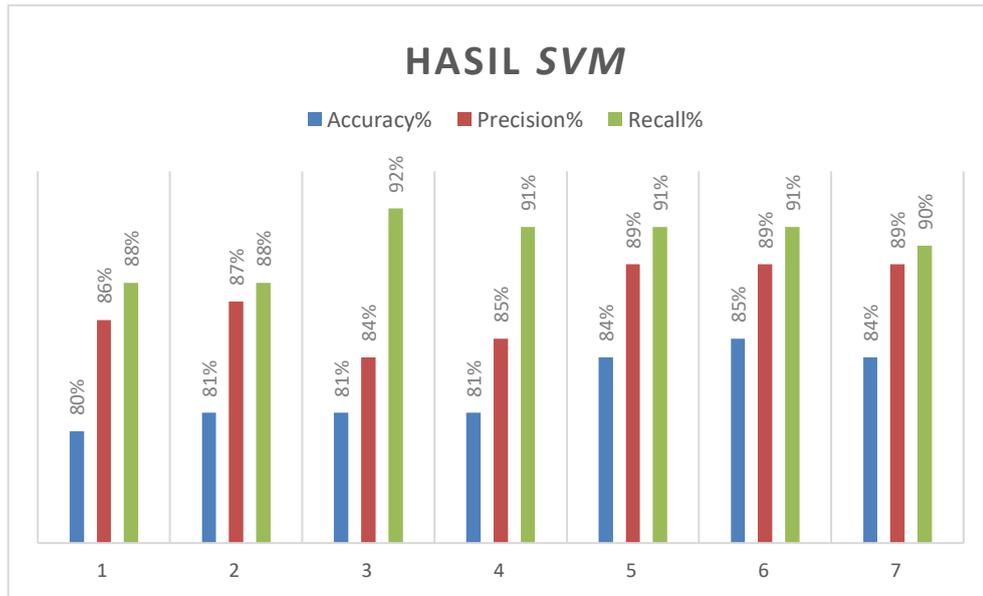
Data Uji		<i>Naïve Bayes</i>			<i>SVM</i>			<i>Random Forest</i>		
<i>Training %</i>	<i>Testing %</i>	<i>Accuracy %</i>	<i>Precision %</i>	<i>Recall %</i>	<i>Accuracy %</i>	<i>Precision %</i>	<i>Recall %</i>	<i>Accuracy %</i>	<i>Precision %</i>	<i>Recall %</i>
20	80	65%	91%	58%	80%	86%	88%	77%	84%	86%
30	70	71%	92%	68%	81%	87%	88%	79%	83%	91%
40	60	73%	93%	70%	81%	84%	92%	82%	84%	93%
50	50	71%	94%	65%	81%	85%	91%	79%	83%	91%
60	40	71%	94%	66%	84%	89%	91%	81%	86%	90%
70	30	72%	93%	68%	85%	89%	91%	79%	82%	92%
80	20	76%	94%	73%	84%	89%	90%	83%	86%	93%
Rata-rata		71%	93%	67%	82%	87%	90%	80%	84%	91%

Tabel 8.1 menunjukkan perbandingan hasil pengujian, menunjukkan bahwa dari serangkaian ujicoba dilakukan 7 kali dengan variasi persentase data training dan data testing. Dari pengamatan ini, terlihat bahwa semakin sedikit data training yang digunakan, nilai Akurasi yang dihasilkan oleh ketiga metode cenderung semakin rendah, sementara semakin besar data training, nilai Akurasi ketiga metode akan cenderung meningkat. Dalam Gambar 8.1, kami menyajikan grafik yang menggambarkan uji akurasi *Naïve Bayes*.



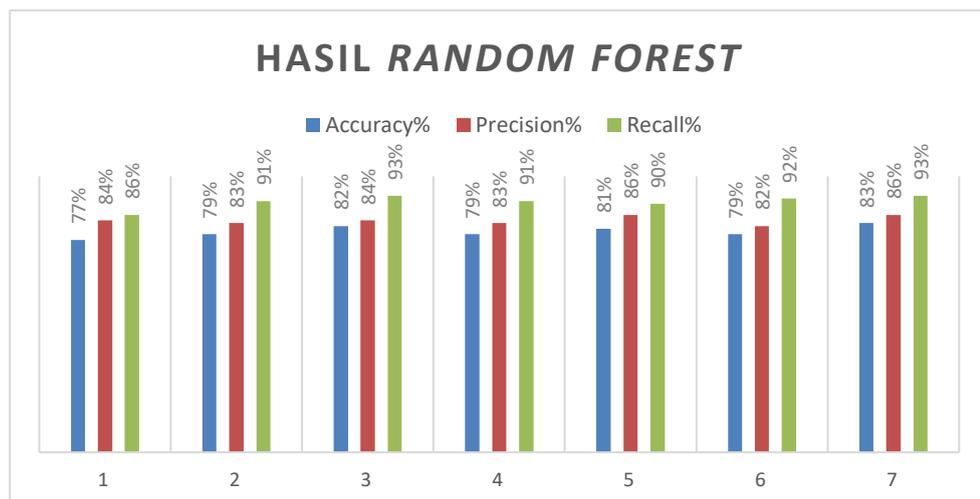
Gambar 8.1 Hasil *Naïve Bayes*

Gambar 8.1 menunjukkan bahwa dengan peningkatan data training, terjadi peningkatan signifikan dalam nilai akurasi. Titik tertinggi dalam nilai akurasi muncul pada rasio 80% data training dan 20% data testing, mencapai 76%. Terjadi kenaikan yang stabil meskipun terdapat ketidakseimbangan dalam data dan proses pemilihan acak data. Untuk melihat pengujian akurasi *Support Vector Machine*, rinciannya dapat dilihat dalam Gambar 8.2.



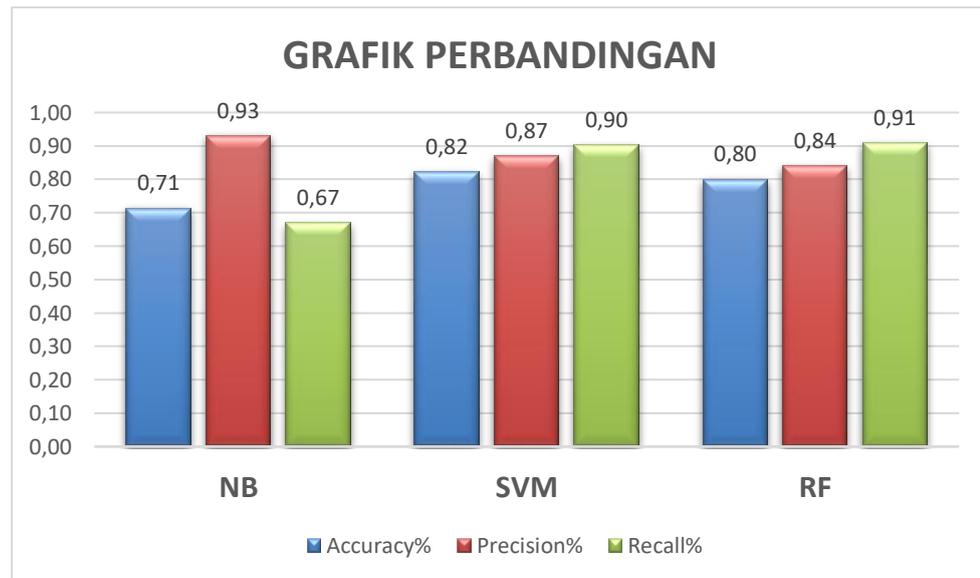
Gambar 8.2 Hasil *Support Vector Machine*

Gambar 8.2 menunjukkan pola yang serupa, dengan peningkatan proporsi data training, terdapat peningkatan nilai akurasi. Titik tertinggi nilai akurasi tercatat pada rasio 70% data training dan 30% data testing, yang mencapai 85%. Terjadi kenaikan yang stabil meskipun terdapat ketidakseimbangan dalam data dan proses acak dalam pemilihan data. Untuk melihat rincian pengujian akurasi pada metode Random Forest, perhatikan Gambar 8.3.



Gambar 8.3 Hasil *Random Forest*

Gambar 8.3 menunjukkan fluktuasi nilai akurasi seiring dengan penambahan data training. Titik tertinggi akurasi tercatat pada rasio 80% data training dan 20% data testing, mencapai 83%. Namun, terdapat fluktuasi naik-turun yang tidak stabil disebabkan oleh ketidakseimbangan data dan proses acak dalam pemilihan data. Untuk membandingkan ketiga model, silakan lihat Gambar 8.4.



Gambar 8.4 Grafik Perbandingan Hasil Model

Gambar 8.4 menyajikan rata-rata nilai Akurasi dari tiga metode berbeda: *Naïve Bayes* memiliki 71% Akurasi, 93% Presisi, dan 67% Recall, sementara *Support Vector Machine* menunjukkan 82% Akurasi, 87% Presisi, dan 90% Recall. *Random Forest* menghasilkan rata-rata Akurasi sebesar 80%, Presisi 84%, dan Recall 91%. Perbedaan performa terlihat pada setiap metode yang digunakan.

- Model *Naïve Bayes* mencapai rata-rata akurasi sebesar 71%. Ini berarti bahwa dari seluruh prediksi yang dilakukan model *Naïve Bayes*, sekitar 71% di antaranya adalah prediksi yang benar.
- Model *SVM* memiliki rata-rata akurasi sebesar 82%. Ini mengindikasikan bahwa model *SVM* memiliki kinerja yang lebih baik daripada model *Naïve Bayes*,

dengan tingkat akurasi yang lebih tinggi.

- Model *Random Forest* memiliki rata-rata akurasi sebesar 80%. Ini menunjukkan bahwa model *Random Forest* juga memiliki kinerja yang baik, tetapi sedikit lebih rendah dibandingkan dengan model *SVM*.

8.2 Hubungan Penelitian dengan Pandangan Islam

Al-Qur'an Surat Al-Anfal Ayat 60

وَأَعِدُّوا لَهُمْ مَا اسْتَطَعْتُمْ مِنْ قُوَّةٍ وَمِنْ رِبَاطِ الْخَيْلِ تُرْهَبُونَ بِهِ عَدُوَّ اللَّهِ وَعَدُوَّكُمْ
وَأَخْرَيْنَ مِنْ دُونِهِمْ لَا تَعْلَمُونَهُمَّ اللَّهُ يَعْلَمُهُمْ ۗ وَمَا تُنْفِقُوا مِنْ شَيْءٍ فِي سَبِيلِ
اللَّهِ يُوَفَّ إِلَيْكُمْ وَأَنْتُمْ لَا تُظْلَمُونَ

“Dan siapkanlah untuk menghadapi mereka kekuatan apa saja yang kamu sanggupi dan dari kuda-kuda yang ditambat untuk berperang (yang dengan persiapan itu) kamu menggentarkan musuh Allah dan musuhmu dan orang-orang selain mereka yang kamu tidak mengetahuinya; sedang Allah mengetahuinya. Apa saja yang kamu nafkahkan pada jalan Allah niscaya akan dibalasi dengan cukup kepadamu dan kamu tidak akan dianiaya (dirugikan).”

Ayat ini merupakan bagian dari konteks saat Perang Badar, di mana umat Islam yang relatif lemah dipersiapkan untuk menghadapi pasukan yang lebih besar dari kaum Quraisy. Ayat ini memberikan instruksi kepada umat Islam untuk mempersiapkan kekuatan dan persiapan perang yang terbaik sesuai dengan kemampuan mereka (Muzakki, 2014).

Secara *metaphoris*, ayat ini dapat dihubungkan dengan konsep prediksi di masa depan dalam artian persiapan yang matang dan pemahaman terhadap keadaan yang akan datang. Dalam konteks prediksi, persiapan yang cermat dan mendalam dalam mengumpulkan data, memahami tren, serta menyusun strategi berdasarkan informasi yang ada sangat penting. Persiapan yang matang ini memungkinkan

seseorang atau suatu kelompok untuk menghadapi masa depan dengan lebih siap dan efektif.

Pentingnya "siapkanlah" dalam ayat ini dapat direlasi dengan pentingnya persiapan dalam melakukan prediksi masa depan. Dengan mempersiapkan diri dengan baik, termasuk pengumpulan informasi yang relevan dan pembuatan strategi berdasarkan informasi tersebut, seseorang dapat menghadapi masa depan dengan lebih percaya diri dan mungkin dapat mengurangi ketidakpastian yang mungkin muncul.

Ibnu Umar *radhiyallahu ‘anhuma* pernah berkata,

إِذَا أَمْسَيْتَ فَلَا تَنْتَظِرِ الصَّبَاحَ ، وَإِذَا أَصْبَحْتَ فَلَا تَنْتَظِرِ الْمَسَاءَ ، وَخُذْ مِنْ
صِحَّتِكَ لِمَرَضِكَ ، وَمِنْ حَيَاتِكَ لِمَوْتِكَ

“Jika engkau berada di sore hari, maka janganlah menunggu waktu pagi. Jika engkau berada di waktu pagi, janganlah menunggu sore. Isilah waktu sehatmu sebelum datang sakitmu, dan isilah masa hidupmu sebelum datang matimu.” (HR. Bukhari)

Penjelasan dari hadis ini adalah Nabi memberikan nasihat agar kita tidak menunda-nunda melakukan hal-hal yang penting. Jika kita memiliki kesempatan di suatu waktu, sebaiknya manfaatkan waktu tersebut dengan sebaik mungkin untuk melakukan kebaikan atau aktivitas yang berguna (Tuasikal, 2020).

Hadis ini mengajarkan tentang ketidakpastian hidup. Seorang manusia tidak tahu apa yang akan terjadi di masa depan, oleh karena itu, seseorang seharusnya tidak menunda hal-hal penting. Kesempatan yang dimiliki saat ini harus dimanfaatkan sebaik mungkin karena kita tidak tahu apa yang akan terjadi di kemudian hari.

Hadis ini juga mengajarkan pentingnya merencanakan, bertindak, dan memberdayakan diri sendiri sebaik mungkin di setiap saat. Ini merupakan pengingat bahwa waktu yang orang miliki adalah sebuah anugerah yang berharga yang harus dimanfaatkan dengan sebaik-baiknya untuk kebaikan dan kesejahteraan diri dan orang lain. Oleh karena itu, kita harus berusaha untuk melakukan kebaikan dan hal-hal yang bermanfaat sebanyak mungkin selama kita memiliki kesempatan dan waktu yang tersedia.

BAB IX

KESIMPULAN DAN SARAN

9.1 Kesimpulan

Dari hasil penelitian yang dilakukan, terdapat beberapa kesimpulan dari perbandingan tiga metode klasifikasi berbasis Data Mining, yakni *Naïve Bayes*, *SVM*, dan *Random Forest*, terkait prediksi kelulusan mahasiswa, sebagai berikut:

1. Penelitian ini berhasil membangun model klasifikasi untuk memprediksi kelulusan mahasiswa. Penggunaan data dari Mahasiswa Program Studi Teknik Informatika Fakultas Sains dan Teknologi UIN Maulana Malik Ibrahim Malang Tahun 2014 – 2019 dievaluasi menggunakan metode *Naïve Bayes*, *Support Vector Machine (SVM)*, dan *Random Forest*.
2. Perbandingan dan evaluasi ketiga metode menunjukkan bahwa *Naïve Bayes* memiliki akurasi terendah dibandingkan *Support Vector Machine (SVM)* dan *Random Forest*. Hal ini disebabkan oleh perhitungan rata-rata dan standar deviasi yang mempengaruhi proses klasifikasi. Hasil akurasi adalah 71% untuk *Naïve Bayes*, 82% untuk *Support Vector Machine (SVM)*, dan 80% untuk *Random Forest*.

9.2 Saran

1. Mendalami dataset yang akan digunakan dalam penelitian menjadi penting karena dapat memengaruhi tingkat akurasi hasil.
2. Seleksi metode yang sesuai untuk melaksanakan tahapan pre-processing sangatlah menentukan untuk mendapatkan hasil terbaik.

3. Studi selanjutnya disarankan untuk melakukan perbandingan dengan berbagai data dan metode klasifikasi yang berbeda.

DAFTAR PUSTAKA

- Agus, P., Utami, Yu. R. W., & YS, W. L. (2017). Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbors Untuk Prediksi Kelulusan Mahasiswa Pada STMIK Sinar Nusantara Surakarta. *TIKomSiN*, Vol 5, No 1, 27–31.
- Armansyah, A., & Ramli, R. K. (2022). Model Prediksi Kelulusan Mahasiswa Tepat Waktu dengan Metode Naïve Bayes. *Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika*, 6(1), 1–10. <https://doi.org/10.29408/edumatic.v6i1.4789>
- Bangun, O., Mawengkang, H., & Efendi, S. (2022). Metode Algoritma Support Vector Machine (SVM) Linier Dalam Memprediksi Kelulusan Mahasiswa. *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, 6(4), 2006. <https://doi.org/10.30865/mib.v6i4.4572>
- Hozairi, H., Anwari, A., & Alim, S. (2021). Implementasi Orange Data Mining Untuk Klasifikasi Kelulusan Mahasiswa Dengan Model K-Nearest Neighbor, Decision Tree Serta Naive Bayes. *Network Engineering Research Operation*, 6(2), 133. <https://doi.org/10.21107/nero.v6i2.237>
- Labib Mu'tashim, M., Zaidiah, A., Yulistiawan, B. S., Upnvj, I., Sistem, S., Upnvj, I., Raya, J. R. F., Labu, P., Cilandak, K., Depok, K., Khusus, D., & Jakarta, I. (2023). *Klasifikasi Ketepatan Lama Studi Mahasiswa Dengan Algoritma Random Forest Dan Gradient Boosting (Studi Kasus Fakultas Ilmu Komputer Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jakarta)*.
- Mashlahah. (2013). *Prediksi Kelulusan Mahasiswa Menggunakan Metode Decision Tree Dengan Penerapan Algoritma C4.5*.
- Muhammad, U., Tuasikal, A., هلا، حفظو، Hanyalah, Y. A., & Umur, B. (2020). *YANG ADA HANYALAH BERKURANGNYA UMUR*. www.ibnumajjah.com
- Muzakki, A. (2014). Kontribusi Semiotika dalam Memahami Bahasa al-Qur'ân. *ISLAMICA: Jurnal Studi Keislaman*, 4(1), 35. <https://doi.org/10.15642/islamica.2009.4.1.35-48>
- Nurfadilla, Z. (2022). *IMPLEMENTASI DATA MINING UNTUK MEMPREDIKSI KELULUSAN MAHASISWA TEPAT WAKTU MENGGUNAKAN RANDOM FOREST*. 1(1), 2022. <https://www.kaggle.com/baladikaalhariri>
- Oon Wira Yuda, Darmawan Tuti, Lim Sheih Yee, & Susanti. (2022). Penerapan Penerapan Data Mining Untuk Klasifikasi Kelulusan Mahasiswa Tepat Waktu Menggunakan Metode Random Forest. *SATIN - Sains Dan Teknologi Informasi*, 8(2), 122–131. <https://doi.org/10.33372/stn.v8i2.885>

- Pratiwi, nuning. (2017). Penggunaan Media Video Call dalam Teknologi Komunikasi. *Jurnal Ilmiah Dinamika Sosial*, 1, 213–214.
- Rahman, F., Yusam Thobroni, A., Farozdaq, A. T., Sunan, U., & Surabaya, A. (2023). *PEMAKNAAN KEMBALI QS. AL-HASYR :18 SEBAGAI TUJUAN PENDIDIKAN ISLAM YANG ADAPTIF DALAM MENYONGSONG GENERASI KHAIRU UMMAH* (Vol. 13, Issue 1).
- Rahmayanti, A., Rusdiana, L., & Suratno, S. (2022). Perbandingan Metode Algoritma C4.5 Dan Naïve Bayes Untuk Memprediksi Kelulusan Mahasiswa. *Walisongo Journal of Information Technology*, 4(1), 11–22. <https://doi.org/10.21580/wjit.2022.4.1.9654>
- Rohmawan, E. P. (2018). 281628-Prediksi-Kelulusan-Mahasiswa-Tepat-Waktu-42Eb4C1B. *Jurnal Ilmiah Matrik*, 3.
- Sabathos Mananta, A., & Arther Sandag, G. (2021). Prediksi Kelulusan Mahasiswa Dalam Memilih Program Magister Menggunakan Algoritma K-NN. *Smart Comp: Jurnalnya Orang Pintar Komputer*, 10(2), 90–96. <https://doi.org/10.30591/smartcomp.v10i2.2488>
- Suhaimi, N. M., Abdul-Rahman, S., Mutalib, S., Hamid, N. H. A., & Malik, A. M. 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/ijmeecs.2019.07.01>
- Suardika, G., Ketut, I., & Suniantara, P. (2019). *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan ANALISIS RANDOM FOREST PADA KLASIFIKASI CART KETIDAKTEPATAN WAKTU KELULUSAN MAHASISWA UNIVERSITAS TERBUKA*. 13(3). <https://doi.org/10.30598/barekengvol13iss3pp179-186ar910>
- Thaniket, R., Kusriani, & Luthf, E. T. (2019). Prediksi Kelulusan Mahasiswa Tepat Waktu. *JURNAL FATEKSA: Jurnal Teknologi Dan Rekayasa*, 13(2), 69–83.
- Thaniket, R., & Taufik Luthf, E. (2020). PREDIKSI KELULUSAN MAHASISWA TEPAT WAKTU MENGGUNAKAN ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE. In *Jurnal Teknologi dan Rekayasa* (Vol. 5, Issue 2).

LAMPIRAN

Tabel Data Training

Jenis Kelamin	Asal Sekolah	Propinsi Sekolah	Pernah Mondok di Pesanten	Jalur PMB	IP1	IP2	IP3	IP4	IP5	IPK1-5	Status
0	2	9	1	11	3,55	3,31	3,42	3,59	3,05	3,384	TIDAK TEPAT
1	6	9	0	7	3,83	3,74	3,89	3,71	3,65	3,764	TIDAK TEPAT
0	5	9	1	4	3,36	3,41	3,23	3,48	2,93	3,282	TIDAK TEPAT
1	7	7	1	7	3,48	2,94	3,5	3,38	3,26	3,312	TIDAK TEPAT
0	6	9	0	7	3,57	3,52	3,38	3,57	3,45	3,498	TIDAK TEPAT
0	2	9	1	13	3,57	3,56	3,36	3,56	3,26	3,462	TIDAK TEPAT
1	7	9	0	4	3,4	2,8	3,38	3,11	3,39	3,216	TIDAK TEPAT
0	1	9	1	9	3,6	3,39	3,67	3,54	3,17	3,474	TIDAK TEPAT
1	7	9	0	9	3,36	3,13	3,67	3,77	3,76	3,538	TIDAK TEPAT
1	1	9	0	4	3,6	3,37	3,61	3,4	3,41	3,478	TIDAK TEPAT
0	6	9	0	7	3,45	3,57	3,65	3,85	3,7	3,644	TEPAT WAKTU
0	6	13	0	9	3,52	3,3	3,76	3,62	3,41	3,522	TIDAK TEPAT
0	1	9	0	9	3,55	3,55	3,85	3,19	3,7	3,568	TEPAT WAKTU
1	6	6	0	7	3,5	3,39	3,5	3,46	3,3	3,43	TIDAK TEPAT
1	6	9	0	7	3,64	3,33	3,59	3,6	3,52	3,536	TIDAK TEPAT
0	6	9	0	13	3,55	3,46	3,38	3,48	3,17	3,408	TIDAK TEPAT
0	7	9	0	7	3,48	3,52	3,8	3,73	3,78	3,662	TIDAK TEPAT
0	2	9	1	13	3,57	3,52	3,17	3,33	3,14	3,346	TIDAK TEPAT

Jenis Kelamin	Asal Sekolah	Propinsi Sekolah	Pernah Mondok di Pesanten	Jalur PMB	IP1	IP2	IP3	IP4	IP5	IPK1-5	Status
0	5	9	0	7	3,38	3,33	3,43	3,42	3,41	3,394	TIDAK TEPAT
1	2	10	1	7	3,57	3,56	3,27	3,5	2,93	3,366	TIDAK TEPAT
1	5	9	0	4	3,86	3,25	3,59	3,54	3,48	3,544	TIDAK TEPAT
1	4	9	0	4	3,14	3,41	3,67	3,25	3,22	3,338	TEPAT WAKTU
0	6	9	0	9	3,31	3,15	3,43	2,93	2,98	3,16	TIDAK TEPAT
1	4	9	0	7	3,69	3,07	3,33	3,48	3,25	3,364	TIDAK TEPAT
0	1	9	0	9	3,19	2,74	3,55	3,76	3,72	3,392	TIDAK TEPAT
1	1	9	0	7	3,43	3,13	3,78	3,31	3,2	3,37	TIDAK TEPAT
1	6	9	1	7	3,67	3,52	3,48	3,65	3,74	3,612	TIDAK TEPAT
0	6	9	0	5	3,38	3,46	3,59	2,89	3,4	3,344	TEPAT WAKTU
1	1	9	0	7	3,31	3,59	3,57	3,88	3,83	3,636	TIDAK TEPAT
0	1	9	0	9	3,76	3,61	3,74	3,79	3,52	3,684	TEPAT WAKTU
1	7	7	0	7	3,24	3,5	3,72	3,88	3,8	3,628	TEPAT WAKTU
0	1	9	0	7	3,76	3,48	3,44	3,42	3,55	3,53	TEPAT WAKTU
0	1	9	0	9	3,64	3,54	3,52	3,09	3,45	3,448	TIDAK TEPAT
1	6	9	0	7	3,43	3,19	3,48	3,75	3,11	3,392	TIDAK TEPAT
1	5	9	0	7	3,31	3,17	3,58	3,58	3,87	3,502	TIDAK TEPAT
1	1	2	0	9	3,57	3,2	3,23	3,36	3,34	3,34	TIDAK TEPAT
1	3	15	0	1	3,14	3,02	2,52	2,75	2,88	2,862	TIDAK TEPAT
1	6	9	0	9	3,5	3,48	3,78	3,38	3,83	3,594	TEPAT WAKTU
0	6	9	0	9	3,4	3,2	3,74	3,44	2,93	3,342	TIDAK TEPAT
0	2	9	1	9	3,43	3,1	3,71	3,29	3,54	3,414	TEPAT WAKTU
1	6	7	0	7	3,21	2,88	3,48	3,35	3,37	3,258	TIDAK TEPAT

Jenis Kelamin	Asal Sekolah	Propinsi Sekolah	Pernah Mondok di Pesanten	Jalur PMB	IP1	IP2	IP3	IP4	IP5	IPK1-5	Status
1	6	9	0	7	3,81	3,8	3,65	3,79	3,7	3,75	TEPAT WAKTU
1	2	9	1	11	3,57	3,43	3,31	3,58	2,75	3,328	TIDAK TEPAT
0	7	9	0	9	3,6	3,48	3,44	3,52	3,61	3,53	TEPAT WAKTU
0	1	9	0	7	3,5	3,45	3,3	3,33	3	3,316	TIDAK TEPAT
1	7	6	1	7	3,71	3,69	3,7	3,85	3,7	3,73	TIDAK TEPAT
0	1	9	0	9	3,57	3,89	3,85	3,33	3,48	3,624	TEPAT WAKTU
1	4	21	0	7	3,48	3,57	3,8	3,92	3,87	3,728	TIDAK TEPAT
0	6	9	0	7	3,38	2,98	3,1	3,36	3	3,164	TIDAK TEPAT
1	6	9	0	7	3,6	3,52	3,74	3,79	3,57	3,644	TIDAK TEPAT
0	2	9	1	9	3,67	3,23	3,57	3,27	3,29	3,406	TIDAK TEPAT
1	1	9	0	9	3,83	3,8	3,96	3,83	3,87	3,858	TEPAT WAKTU
1	2	9	1	4	3,48	3,41	3,23	3,27	3,1	3,298	TIDAK TEPAT
1	1	9	0	7	3,74	3,81	3,83	3,96	3,85	3,838	TEPAT WAKTU
1	2	8	1	6	3,43	3,33	3,3	3,71	3,77	3,508	TIDAK TEPAT
0	6	9	0	9	3,48	3	3,39	3,54	2,86	3,254	TIDAK TEPAT
0	6	18	1	9	3,48	3,39	3,52	3,55	3,2	3,428	TIDAK TEPAT
0	1	9	0	4	3,48	3,63	3,52	3,66	3,37	3,532	TIDAK TEPAT
0	6	9	0	9	3,05	2,93	3,31	3,35	2,93	3,114	TIDAK TEPAT
1	6	9	0	4	3,19	3	3,43	3,5	3,3	3,284	TIDAK TEPAT
1	6	9	0	13	3,67	3,48	3,65	3,75	3,75	3,66	TIDAK TEPAT
1	6	1	1	7	3,52	3,31	3,72	3,4	3,41	3,472	TIDAK TEPAT
1	6	9	0	9	3,57	3,81	3,65	3,31	3,63	3,594	TEPAT WAKTU
1	1	9	0	9	3,6	3,27	2,95	3,45	2,91	3,236	TIDAK TEPAT

Jenis Kelamin	Asal Sekolah	Propinsi Sekolah	Pernah Mondok di Pesanten	Jalur PMB	IP1	IP2	IP3	IP4	IP5	IPK1-5	Status
1	4	9	0	7	3,52	3,61	3,63	3,29	3,5	3,51	TIDAK TEPAT
0	1	9	0	9	3,36	3,36	3,17	3,38	3,07	3,268	TIDAK TEPAT
0	6	9	0	9	3,43	3,43	3,57	3,71	3,61	3,55	TIDAK TEPAT
1	1	9	0	4	3,71	3,54	3,61	3,73	3,54	3,626	TEPAT WAKTU
1	2	9	1	9	3,55	3,26	3,46	3,5	3,57	3,468	TEPAT WAKTU
0	2	9	0	9	3,5	3,54	3,39	3,1	3,11	3,328	TIDAK TEPAT
1	6	9	1	9	3,52	3,21	3,48	3,59	2,86	3,332	TIDAK TEPAT
1	1	9	0	9	3,57	3,86	3,48	3,31	3,65	3,574	TEPAT WAKTU
1	6	22	0	9	3,33	3,42	3	3,27	3,08	3,22	TIDAK TEPAT
0	6	9	0	9	3,31	3,35	3,63	3,65	3,65	3,518	TIDAK TEPAT
1	5	4	1	7	3,55	3,41	3,37	2,75	2,95	3,206	TIDAK TEPAT
0	6	9	0	4	3,76	3,8	3,65	3,5	3,5	3,642	TEPAT WAKTU
0	1	9	0	9	3,48	3,43	3,48	3,31	3,1	3,36	TIDAK TEPAT
1	7	9	1	7	3,86	3,75	3,69	3,75	3,92	3,794	TEPAT WAKTU
1	6	11	0	3	3,43	2,83	3,14	3,5	3,35	3,25	TIDAK TEPAT
0	1	9	0	9	3,55	3,43	3,7	3,88	3,8	3,672	TEPAT WAKTU
1	1	10	0	9	3,67	3,63	3,7	3,65	3,72	3,674	TEPAT WAKTU
1	6	9	0	7	3,24	2,98	3,64	3,54	3,61	3,402	TIDAK TEPAT
0	6	6	0	9	3,45	3,21	3,43	3,62	2,85	3,312	TIDAK TEPAT
0	1	9	0	4	3,48	2,86	3,11	3,52	3,3	3,254	TIDAK TEPAT
1	2	15	0	2	3	3,02	2,66	3,07	2,26	2,802	TIDAK TEPAT
1	2	9	1	11	3,43	3,33	3,56	3,62	3,45	3,478	TIDAK TEPAT
0	6	8	0	7	3,5	3,54	3,78	3,59	3,43	3,568	TIDAK TEPAT

Jenis Kelamin	Asal Sekolah	Propinsi Sekolah	Pernah Mondok di Pesanten	Jalur PMB	IP1	IP2	IP3	IP4	IP5	IPK1-5	Status
0	6	9	1	9	3,17	1,94	2,36	2,91	2,75	2,626	TIDAK TEPAT
1	1	2	0	9	3,64	3,67	3,7	3,75	3,52	3,656	TIDAK TEPAT
1	6	9	0	7	3,19	2,76	2,74	3,02	2,46	2,834	TIDAK TEPAT
1	2	9	1	7	3,57	3,45	3,65	3,77	3,76	3,64	TIDAK TEPAT
0	6	9	0	7	3,43	3,59	3,26	3,02	3,31	3,322	TIDAK TEPAT
0	1	9	0	7	3,75	3,66	3,95	3,98	3,93	3,854	TIDAK TEPAT
0	4	9	1	9	3,6	3,54	3,34	3,4	2,64	3,304	TIDAK TEPAT
0	2	9	1	11	3,71	3,23	3,42	3,31	3,23	3,38	TIDAK TEPAT
0	1	9	0	9	3,57	3,24	3,26	3,38	3,15	3,32	TIDAK TEPAT
0	6	9	0	9	3,26	2,8	3,57	3,33	3,46	3,284	TIDAK TEPAT
1	6	18	0	4	2,79	2,95	3,39	2,67	2,95	2,95	TIDAK TEPAT
0	1	9	0	10	3,4	3,07	3,8	3,65	3,83	3,55	TEPAT WAKTU
1	3	9	1	7	3,48	2,78	3,39	3,56	3,28	3,298	TIDAK TEPAT
1	7	9	0	13	3,38	3,36	3,17	3,08	2,95	3,188	TIDAK TEPAT
0	1	8	1	9	3,52	3,33	3,41	3,4	3,5	3,432	TIDAK TEPAT
0	6	9	0	7	3,55	3,48	3,67	3,83	3,62	3,63	TEPAT WAKTU
1	2	9	1	6	3,62	3,48	3,57	3,6	3,5	3,554	TIDAK TEPAT
1	6	9	0	9	3,67	3,48	3,61	3,62	3,52	3,58	TIDAK TEPAT
0	6	9	0	9	3,48	3,61	3,74	3,83	3,61	3,654	TEPAT WAKTU
1	1	9	0	9	3,48	2,93	3,69	3,35	3,09	3,308	TIDAK TEPAT
0	7	11	0	9	3,26	3	3,74	3,69	3,41	3,42	TIDAK TEPAT
1	2	9	1	11	3,38	3,25	3,09	3,38	3,07	3,234	TIDAK TEPAT
1	1	9	0	7	3,86	3,7	3,89	3,85	3,76	3,812	TEPAT WAKTU

Jenis Kelamin	Asal Sekolah	Propinsi Sekolah	Pernah Mondok di Pesanten	Jalur PMB	IP1	IP2	IP3	IP4	IP5	IPK1-5	Status
1	4	9	0	3	3,69	3,7	3,38	3,56	3,52	3,57	TEPAT WAKTU
0	2	9	0	10	3,31	3,46	3,52	3,61	3,23	3,426	TIDAK TEPAT
1	5	9	1	13	3,48	3,58	3,35	3,43	2,82	3,332	TIDAK TEPAT
1	5	9	0	7	3,24	3,54	3,74	3,77	3,65	3,588	TIDAK TEPAT
1	6	9	0	9	3,48	3,36	3,46	3,77	3,5	3,514	TEPAT WAKTU
0	6	9	1	4	3,79	3,08	2,65	3,34	2,83	3,138	TIDAK TEPAT
0	2	9	1	4	3,57	3,59	3,72	3,69	3,46	3,606	TEPAT WAKTU
0	6	9	0	9	3,43	3,44	3,39	2,96	3,02	3,248	TIDAK TEPAT
0	6	9	0	7	3,6	3,48	3,78	3,81	3,57	3,648	TEPAT WAKTU
1	4	9	1	4	3,69	3,52	3,23	3,35	3,06	3,37	TIDAK TEPAT
1	6	9	0	4	3,4	2,86	3,52	3,21	2,83	3,164	TIDAK TEPAT
1	2	1	1	9	3,52	1	3,64	3,02	3,33	2,902	TIDAK TEPAT
1	6	13	0	7	3,79	3,54	3,74	3,94	3,89	3,78	TEPAT WAKTU
1	4	9	0	7	3,62	3,54	3,72	3,77	3,76	3,682	TIDAK TEPAT
0	6	9	0	3	3,38	3,24	3,54	3,46	3,11	3,346	TIDAK TEPAT
0	6	9	0	9	3,6	3,95	3,78	3,98	3,76	3,814	TEPAT WAKTU
1	6	9	0	7	3,45	3,5	3,59	3,52	3,41	3,494	TEPAT WAKTU
1	6	9	0	9	3,6	3,48	3,36	3,42	3,36	3,444	TIDAK TEPAT
1	6	9	0	7	3,69	3,68	3,83	3,67	3,79	3,732	TIDAK TEPAT
1	5	9	0	4	3	2,75	3,43	3,34	3,28	3,16	TIDAK TEPAT
1	1	9	0	7	3,69	2,92	3	3,24	3,33	3,236	TIDAK TEPAT
1	5	9	1	9	3,38	3,55	3,65	3,17	3,54	3,458	TEPAT WAKTU
1	3	24	1	9	3,39	3,22	3,1	3,14	3,34	3,238	TEPAT WAKTU

Jenis Kelamin	Asal Sekolah	Propinsi Sekolah	Pernah Mondok di Pesanten	Jalur PMB	IP1	IP2	IP3	IP4	IP5	IPK1-5	Status
1	1	9	0	7	3,57	3,54	3,67	3,65	3,46	3,578	TEPAT WAKTU
1	1	9	0	7	3,24	3,22	3,35	3,19	3,54	3,308	TIDAK TEPAT
0	6	9	0	7	3,26	3,2	3,72	3,83	3,67	3,536	TIDAK TEPAT
0	6	9	0	7	3,33	3,3	3,7	3,69	3,67	3,538	TEPAT WAKTU
0	2	9	1	9	3,24	3,4	3,46	3,41	3,17	3,336	TIDAK TEPAT
0	6	11	0	9	3,31	3,2	3,59	3,7	3,76	3,512	TIDAK TEPAT
0	1	9	1	9	3,48	3,69	3,74	3,9	3,61	3,684	TEPAT WAKTU
0	2	9	1	9	3,43	3,57	3,67	3,27	3,67	3,522	TEPAT WAKTU
0	7	9	1	9	3,43	3,39	3,02	3,21	3,09	3,228	TIDAK TEPAT
1	1	21	0	9	3,55	3,39	3,42	3,52	3,23	3,422	TIDAK TEPAT
0	7	9	1	9	3,36	3,26	3,41	3,41	3,17	3,322	TIDAK TEPAT
0	7	9	1	9	3,62	3,74	3,78	3,62	3,76	3,704	TIDAK TEPAT
0	6	9	0	9	3,21	3,02	3,52	3,57	3,2	3,304	TIDAK TEPAT
0	1	16	0	9	2,79	2,93	3,29	3,04	1,3	2,67	TIDAK TEPAT
1	6	9	0	9	3,57	3,35	3,05	3,48	2,98	3,286	TIDAK TEPAT
1	6	9	0	9	2,95	3	3,59	3,73	3,72	3,398	TIDAK TEPAT
0	1	2	0	9	3,31	3,04	3,17	3,64	2,7	3,172	TIDAK TEPAT
0	1	9	0	7	3,55	3,75	3,67	3,77	3,24	3,596	TEPAT WAKTU
0	1	9	0	9	3,5	3,46	3,5	3,4	3,24	3,42	TIDAK TEPAT
1	1	9	1	13	3,71	3,31	2,98	3,37	3,17	3,308	TIDAK TEPAT
1	6	15	0	2	3,71	3,38	3,52	3,48	3,25	3,468	TIDAK TEPAT
1	6	25	0	4	3,1	2,66	2,6	2,98	3,04	2,876	TIDAK TEPAT
1	5	9	0	7	3,4	3,55	3,67	3,46	3,42	3,5	TEPAT WAKTU

Jenis Kelamin	Asal Sekolah	Propinsi Sekolah	Pernah Mondok di Pesanten	Jalur PMB	IP1	IP2	IP3	IP4	IP5	IPK1-5	Status
0	6	9	0	9	3,24	3,36	3,74	3,25	3,46	3,41	TEPAT WAKTU
0	6	9	0	7	3,76	3,58	3,28	3,67	3,19	3,496	TIDAK TEPAT
1	2	9	1	7	2,88	2,29	2,81	2,73	3,16	2,774	TIDAK TEPAT
1	1	9	1	9	2,79	3,12	3,42	3,33	2,91	3,114	TIDAK TEPAT
1	2	9	1	4	3,19	2,33	2,78	2,77	1,8	2,574	TIDAK TEPAT
0	6	9	0	4	3,45	3,07	3,83	3,85	3,76	3,592	TEPAT WAKTU
0	7	9	0	9	3,14	3,76	3,67	3,88	3,61	3,612	TEPAT WAKTU
0	1	9	0	9	3,48	3,17	3,5	2,89	3,29	3,266	TIDAK TEPAT
0	2	9	1	9	3,07	3,33	3,32	3,31	3,26	3,258	TIDAK TEPAT
1	4	9	0	5	3,48	3,3	2,92	3,39	3,19	3,256	TIDAK TEPAT
1	1	9	0	7	3,36	3,78	3,83	3,62	3,61	3,64	TEPAT WAKTU
1	5	9	1	4	3,4	3,55	3,28	3,65	3,55	3,486	TIDAK TEPAT
0	6	13	0	9	3,43	3,29	3,35	3,55	3,25	3,374	TIDAK TEPAT
1	1	9	0	9	3,29	3,02	3,33	3,58	3,11	3,266	TIDAK TEPAT
1	1	18	1	9	3,19	3,07	3,31	3,52	3,62	3,342	TEPAT WAKTU
0	6	9	0	9	3,07	3,33	3,48	3,07	3,04	3,198	TIDAK TEPAT
1	6	9	0	7	3,48	3,64	3,63	3,23	3,76	3,548	TEPAT WAKTU
0	1	18	1	7	3,6	3,8	3,63	3,69	3,67	3,678	TIDAK TEPAT
0	4	8	0	7	3,4	3,26	3,59	3,57	3,61	3,486	TEPAT WAKTU
0	6	25	0	9	3,26	3,39	3,72	3,89	3,7	3,592	TIDAK TEPAT
1	6	5	0	7	3,21	3,2	3,76	3,83	3,63	3,526	TIDAK TEPAT
1	6	9	0	4	3,45	3,1	3,35	3,38	3,08	3,272	TIDAK TEPAT
0	6	9	0	4	3,83	3,44	3,3	3,56	3,25	3,476	TIDAK TEPAT

Jenis Kelamin	Asal Sekolah	Propinsi Sekolah	Pernah Mondok di Pesanten	Jalur PMB	IP1	IP2	IP3	IP4	IP5	IPK1-5	Status
0	1	9	0	7	3,57	3,33	3,74	3,81	3,74	3,638	TIDAK TEPAT
0	2	3	1	4	3,62	3,67	3,65	3,27	3,5	3,542	TEPAT WAKTU
0	7	9	0	4	3,17	3,23	3,08	3,04	3,07	3,118	TIDAK TEPAT
1	7	18	0	7	2,69	2,24	2,64	3,07	2,44	2,616	TIDAK TEPAT
0	2	9	1	13	3,81	3,52	3,29	3,35	3,4	3,474	TIDAK TEPAT
1	6	9	0	9	3,57	3,35	2,83	2,41	2,45	2,922	TIDAK TEPAT
1	5	9	1	4	3,31	3,4	3,6	3,4	3,21	3,384	TIDAK TEPAT
1	7	21	0	4	3,48	3,61	3,59	2,46	3,28	3,284	TEPAT WAKTU
0	1	25	0	9	3,24	3,69	3,72	3,29	3,6	3,508	TEPAT WAKTU
1	6	9	0	7	3,52	3,61	3,41	3,54	3,73	3,562	TEPAT WAKTU
0	6	9	0	9	3,12	2,85	3,4	3,69	3,59	3,33	TIDAK TEPAT
1	6	9	0	7	3,48	3,41	3,65	3,5	3,1	3,428	TIDAK TEPAT
0	2	9	1	7	3,69	3,21	3,8	3,77	3,48	3,59	TIDAK TEPAT
1	6	9	0	7	3,62	3,67	3,85	3,83	3,89	3,772	TIDAK TEPAT
0	1	9	1	9	3,17	2,5	3,36	3,6	3,37	3,2	TIDAK TEPAT
1	6	9	0	9	3,67	3,66	3,25	3,56	3,5	3,528	TIDAK TEPAT
0	7	9	0	9	3,26	3,23	3,15	3,5	3,08	3,244	TIDAK TEPAT
1	6	9	0	9	3,26	3,52	3,8	3,83	3,67	3,616	TIDAK TEPAT
1	6	9	1	7	3,52	3,26	3,57	3,62	3,7	3,534	TIDAK TEPAT
0	2	9	1	4	3,43	3,09	3,07	3,66	3,69	3,388	TIDAK TEPAT
0	2	9	1	7	3,55	3,57	3,67	3,69	3,96	3,688	TIDAK TEPAT
0	6	9	0	4	3,17	2,96	3,6	3,81	3,61	3,43	TEPAT WAKTU
0	2	8	1	9	3,1	2,87	3,21	2,78	2,89	2,97	TIDAK TEPAT

Jenis Kelamin	Asal Sekolah	Propinsi Sekolah	Pernah Mondok di Pesanten	Jalur PMB	IP1	IP2	IP3	IP4	IP5	IPK1-5	Status
1	4	12	0	13	3,69	3,38	1,88	3,08	0,3	2,466	TIDAK TEPAT
0	1	9	0	9	3,45	3,22	3,63	3,9	3,74	3,588	TIDAK TEPAT
1	5	9	1	3	3,71	3,37	3,76	3,55	3,59	3,596	TEPAT WAKTU
0	1	9	0	9	3,36	3,26	3,65	3,57	3,8	3,528	TIDAK TEPAT
0	6	20	0	9	3,6	3,59	3,72	3,71	3,61	3,646	TEPAT WAKTU
1	7	9	0	7	3,64	3,43	3,7	3,71	3,48	3,592	TIDAK TEPAT
1	6	9	0	4	3,5	3,39	3,72	3,69	3,89	3,638	TEPAT WAKTU
1	7	9	0	9	3,31	3,29	3,74	3,96	3,79	3,618	TIDAK TEPAT
1	6	9	0	7	3,52	3,67	3,59	2,12	3,36	3,252	TEPAT WAKTU
0	6	9	0	7	3,24	3,81	3,65	3,85	3,54	3,618	TEPAT WAKTU
0	2	9	1	9	3,4	3,26	3,43	3,58	3,37	3,408	TIDAK TEPAT
1	4	9	1	13	3,62	3,71	3,54	3,48	3,19	3,508	TIDAK TEPAT
1	6	9	0	7	3,29	2,24	2,32	2,86	2,68	2,678	TIDAK TEPAT
0	6	8	1	3	3,76	3,25	3,5	3,46	3,39	3,472	TIDAK TEPAT
0	1	9	0	4	3,02	3,07	3,57	3,67	3,63	3,392	TIDAK TEPAT
1	1	9	0	9	3,76	3,54	3,67	3,77	3,81	3,71	TIDAK TEPAT
1	6	8	0	7	3,36	3,21	3,1	3,33	3,07	3,214	TIDAK TEPAT
0	1	9	0	4	3,17	3,3	3,17	3,29	3,19	3,224	TIDAK TEPAT
1	5	9	0	4	3,43	3,14	2,84	3,18	2,92	3,102	TIDAK TEPAT
1	2	9	1	7	3,64	3,04	3,13	3,44	2,5	3,15	TIDAK TEPAT
1	6	9	0	9	3,57	3,37	3,78	3,86	3,7	3,656	TIDAK TEPAT
0	1	25	0	9	3,12	2,74	3,36	3,5	3,35	3,214	TIDAK TEPAT
1	4	9	0	4	3	2,81	2,84	2,55	2,62	2,764	TIDAK TEPAT

Jenis Kelamin	Asal Sekolah	Propinsi Sekolah	Pernah Mondok di Pesanten	Jalur PMB	IP1	IP2	IP3	IP4	IP5	IPK1-5	Status
1	6	9	0	4	3,33	3,7	3,6	3,23	3,42	3,456	TEPAT WAKTU
0	6	11	0	7	3,36	3,04	3,63	3,84	3,76	3,526	TIDAK TEPAT
0	1	9	0	11	3,57	3,46	3,5	3,75	3,48	3,552	TEPAT WAKTU
1	1	9	0	7	3,62	3,52	3,61	3,79	3,48	3,604	TIDAK TEPAT
0	7	9	0	7	3,36	3,52	3,43	3,48	3,12	3,382	TIDAK TEPAT
0	7	9	1	7	3,55	3,35	3,59	3,94	3,67	3,62	TIDAK TEPAT
1	6	9	0	7	3,5	2,89	3,5	3,41	3,24	3,308	TIDAK TEPAT
0	2	11	1	7	3,43	3,15	3,52	3,25	3,48	3,366	TIDAK TEPAT
1	1	9	0	12	3,69	3,61	3,75	3,56	3,72	3,666	TIDAK TEPAT
0	1	9	0	9	3,48	3,27	3,65	3,71	3,74	3,57	TEPAT WAKTU
0	2	10	1	4	3,43	2,98	3,45	3,19	3,24	3,258	TIDAK TEPAT
1	2	9	1	4	3,6	3,64	3,31	3,45	3,22	3,444	TIDAK TEPAT
1	6	9	0	9	3,05	3,57	3,54	3,31	3,37	3,368	TEPAT WAKTU
1	2	9	1	7	3,55	3,5	3,59	3,46	3,48	3,516	TIDAK TEPAT
0	7	9	0	9	3,12	3,26	3,41	3,71	3,59	3,418	TIDAK TEPAT
1	4	9	0	7	3,64	3,67	3,76	3,82	3,62	3,702	TIDAK TEPAT
1	7	9	1	4	3,48	3,65	3,59	3,69	3,33	3,548	TIDAK TEPAT
1	1	10	0	9	3,64	3,37	3,8	3,6	3,48	3,578	TIDAK TEPAT
1	4	9	0	7	3,76	3,55	3,59	3,65	3,05	3,52	TEPAT WAKTU
1	6	9	0	7	3,31	3,4	3,54	3,59	3,17	3,402	TEPAT WAKTU
1	6	9	0	7	3,86	3,88	3,89	3,98	3,65	3,852	TEPAT WAKTU
0	1	9	0	4	3,67	3,5	3,48	3,75	3,31	3,542	TIDAK TEPAT
1	4	9	0	7	3,48	3,26	3,65	3,73	3,36	3,496	TIDAK TEPAT

Jenis Kelamin	Asal Sekolah	Propinsi Sekolah	Pernah Mondok di Pesanten	Jalur PMB	IP1	IP2	IP3	IP4	IP5	IPK1-5	Status
1	5	11	1	7	3,31	2	2,62	2,75	2,25	2,586	TIDAK TEPAT
0	6	9	0	9	3,43	3,22	3,7	3,85	3,61	3,562	TEPAT WAKTU
1	6	9	0	7	3,48	3,5	3,7	3,81	3,7	3,638	TEPAT WAKTU
0	7	9	0	7	3,74	3,54	3,69	3,88	3,74	3,718	TEPAT WAKTU
0	6	9	0	7	3,69	3,38	3,6	3,6	3,36	3,526	TIDAK TEPAT
1	1	9	0	9	3,64	3,64	3,76	3,81	3,7	3,71	TEPAT WAKTU
1	1	9	0	7	3,79	3,5	3,61	3,77	3,4	3,614	TIDAK TEPAT
0	1	9	0	9	3,33	3,52	3,74	3,65	3,7	3,588	TEPAT WAKTU
1	6	9	0	7	3,55	3,11	3,52	3	3,47	3,33	TIDAK TEPAT
0	7	9	1	9	3,76	3,35	3,15	3,21	3,08	3,31	TIDAK TEPAT
0	6	6	0	4	2,81	2,71	3,26	3,27	3,61	3,132	TIDAK TEPAT
0	1	9	0	9	3,24	3,09	3,78	3,66	3,65	3,484	TEPAT WAKTU
0	6	9	0	9	3,74	3,72	3,74	3,6	3,57	3,674	TEPAT WAKTU
0	7	9	1	9	3,33	3,26	3,54	3,38	3,74	3,45	TIDAK TEPAT
1	2	21	1	6	3,4	3,13	3,41	3,5	3,63	3,414	TIDAK TEPAT
0	6	9	0	7	3,76	3,71	3,74	3,62	3,02	3,57	TIDAK TEPAT
1	3	15	0	1	3,19	3,04	2,85	2,91	2,95	2,988	TEPAT WAKTU
1	6	9	0	9	3,57	3,32	3,69	3,71	3,68	3,594	TIDAK TEPAT
0	6	18	0	9	3,29	3,17	3,76	3,73	3,72	3,534	TIDAK TEPAT
0	6	9	0	9	3,81	3,67	3,59	3,65	3,39	3,622	TIDAK TEPAT
1	2	8	1	7	3,79	3,75	3,38	3,6	3,65	3,634	TIDAK TEPAT
1	1	9	0	9	3,57	3,54	3,7	3,84	3,65	3,66	TIDAK TEPAT
1	4	9	0	7	3,43	3,35	3,48	3,6	3,27	3,426	TIDAK TEPAT

Jenis Kelamin	Asal Sekolah	Propinsi Sekolah	Pernah Mondok di Pesanten	Jalur PMB	IP1	IP2	IP3	IP4	IP5	IPK1-5	Status
1	6	9	1	7	3,67	3,38	3,72	3,79	3,52	3,616	TIDAK TEPAT
1	1	9	0	7	3,43	3,48	3,63	3,77	3,72	3,606	TIDAK TEPAT
0	6	9	0	9	3,62	3,56	3,57	3,73	3,25	3,546	TIDAK TEPAT
1	2	1	1	9	3,31	2,98	3,62	3,52	3,61	3,408	TIDAK TEPAT
1	6	9	0	5	3,4	3,07	3,8	3,65	3,83	3,55	TIDAK TEPAT
1	6	21	0	9	3,29	2,79	3,64	3,1	2,95	3,154	TIDAK TEPAT
1	7	9	1	4	3,52	3,43	3,57	3,77	3,7	3,598	TIDAK TEPAT
1	1	9	0	7	3,6	3,17	3,54	3,81	3,48	3,52	TEPAT WAKTU
0	1	9	0	7	3,52	3,33	3,63	3,09	3,15	3,344	TIDAK TEPAT
1	1	9	1	9	3,19	3,37	3,17	3,28	3,19	3,24	TIDAK TEPAT
0	2	9	1	11	3,71	3,69	3,44	3,5	3,19	3,506	TIDAK TEPAT
0	1	24	0	7	3,17	3,26	3,48	3,67	3,7	3,456	TEPAT WAKTU
1	7	9	1	9	3,36	3,2	3,7	3,67	3,76	3,538	TIDAK TEPAT
1	7	9	0	9	3,43	3,04	3,63	3,71	3,54	3,47	TIDAK TEPAT
1	6	11	0	9	3,62	3,83	3,9	3,76	3,7	3,762	TEPAT WAKTU
1	4	9	0	7	3,33	3,24	3,32	3,67	3,2	3,352	TEPAT WAKTU
0	2	16	1	4	3,71	3,57	3,57	3,5	3,45	3,56	TIDAK TEPAT
0	7	9	1	7	3,62	3,57	3,76	3,77	3,59	3,662	TEPAT WAKTU
1	5	9	1	13	3,57	3,59	3,73	3,75	3,5	3,628	TEPAT WAKTU
1	3	15	0	1	3	2,9	2,36	2,84	2,79	2,778	TIDAK TEPAT
1	1	9	0	7	3,57	3,75	3,46	3,62	3,38	3,556	TIDAK TEPAT
1	5	9	0	5	2,95	2,6	3,02	2,98	3,64	3,038	TIDAK TEPAT
0	2	8	1	6	3,17	3,17	3,09	1,31	2,57	2,662	TIDAK TEPAT

Jenis Kelamin	Asal Sekolah	Propinsi Sekolah	Pernah Mondok di Pesanten	Jalur PMB	IP1	IP2	IP3	IP4	IP5	IPK1-5	Status
0	2	24	1	6	3,5	3,36	3,17	2,94	3,17	3,228	TIDAK TEPAT
0	2	9	1	9	3,4	3,26	3,61	3,3	3,37	3,388	TIDAK TEPAT
1	7	5	0	7	3,33	3,57	3,76	3,88	3,24	3,556	TIDAK TEPAT
1	6	9	0	7	3,33	3,13	3,37	3,38	3,24	3,29	TIDAK TEPAT
0	2	9	1	9	3,1	2,98	3,5	3,72	3,76	3,412	TEPAT WAKTU
0	1	9	0	9	3,6	3,35	3,48	3,13	3,52	3,416	TIDAK TEPAT
1	4	19	1	4	3,45	2,61	3,55	3,56	3,2	3,274	TIDAK TEPAT
0	6	9	0	11	3,69	3,52	3,46	3,5	3,29	3,492	TIDAK TEPAT
1	1	9	0	7	3,67	3,23	3,27	3,77	3,59	3,506	TIDAK TEPAT
1	1	9	0	4	3,62	3,54	3,83	3,58	3,7	3,654	TEPAT WAKTU
0	1	2	0	9	3,31	3	3,67	3,67	3,59	3,448	TIDAK TEPAT
0	1	5	1	4	3,38	3,13	3,54	3,35	3,54	3,388	TEPAT WAKTU
0	5	9	1	4	3,26	3,07	3,46	3,17	3,04	3,2	TIDAK TEPAT
0	6	9	0	13	3,68	3,21	3,08	3,48	3,14	3,318	TIDAK TEPAT
0	6	9	0	9	3,21	3,15	3,54	3,36	3,13	3,278	TIDAK TEPAT
1	1	9	1	4	3,29	3,04	3,65	3,38	3,83	3,438	TIDAK TEPAT
1	6	9	0	7	3,31	3,41	3,52	3,8	3,8	3,568	TIDAK TEPAT
1	4	9	0	7	3,67	3,54	3,85	3,65	3,89	3,72	TEPAT WAKTU
0	2	9	1	4	3,86	3,39	3,33	3,35	3,31	3,448	TIDAK TEPAT
1	4	9	1	4	3,43	3,48	3,44	3,65	3,24	3,448	TEPAT WAKTU
1	7	9	0	4	2,5	2,07	3,31	3,23	3,09	2,84	TIDAK TEPAT
0	2	9	0	9	3,43	2,94	3,38	3,63	3,57	3,39	TIDAK TEPAT
0	7	9	1	9	3,43	3,45	3,74	3,48	3,57	3,534	TEPAT WAKTU

Jenis Kelamin	Asal Sekolah	Propinsi Sekolah	Pernah Mondok di Pesanten	Jalur PMB	IP1	IP2	IP3	IP4	IP5	IPK1-5	Status
1	2	1	1	9	3,62	3,92	3,65	3,12	2,42	3,346	TIDAK TEPAT
0	2	9	1	11	3,76	3,48	3,06	3,08	3,15	3,306	TIDAK TEPAT
0	1	9	1	9	3,5	3,3	3,5	3,75	3,52	3,514	TIDAK TEPAT
1	6	9	0	7	3,74	3,33	3,5	3,62	3,4	3,518	TIDAK TEPAT
0	6	9	0	7	3,5	3,5	3,63	3,73	3,67	3,606	TEPAT WAKTU
0	1	9	1	7	3,62	3,74	3,3	3,56	3,3	3,504	TIDAK TEPAT
0	1	9	0	7	3,43	2,89	3,6	3,54	3,43	3,378	TEPAT WAKTU
0	7	9	1	7	3,81	3,72	3,59	3,69	3,37	3,636	TIDAK TEPAT
1	6	9	0	7	3,14	3,22	3,67	3,73	3,54	3,46	TIDAK TEPAT
1	6	5	0	7	3,17	2,98	3,48	3,06	3,46	3,23	TEPAT WAKTU
0	1	9	0	9	3,31	3,27	3,02	3,6	3,3	3,3	TIDAK TEPAT
0	6	9	0	7	3,38	3,62	3,74	3,38	3,5	3,524	TEPAT WAKTU
1	6	9	0	9	3,71	3,43	3,73	3,6	3,65	3,624	TIDAK TEPAT
0	6	9	0	9	3,67	3,33	3,37	3,27	3,74	3,476	TIDAK TEPAT
0	1	9	0	9	3,64	3,35	3,72	3,75	3,59	3,61	TEPAT WAKTU
1	6	8	0	7	3,43	3,36	3,33	2,88	3,43	3,286	TIDAK TEPAT
1	6	9	0	9	3,43	3,14	2,8	3,18	2,9	3,09	TIDAK TEPAT
0	6	9	0	9	3,55	3,16	3,38	3,14	2,92	3,23	TIDAK TEPAT
1	6	9	0	4	3,57	3,5	3,63	3,71	3,52	3,586	TIDAK TEPAT
1	2	9	1	9	3,02	3,29	3,21	3,25	3,54	3,262	TIDAK TEPAT
1	6	9	0	7	3,43	2,79	3,66	3,46	3,37	3,342	TIDAK TEPAT
1	1	9	0	7	3,62	3,3	3,48	3,72	3,57	3,538	TIDAK TEPAT
1	6	7	0	9	3,21	2,95	3,14	3,64	3,68	3,324	TEPAT WAKTU

Jenis Kelamin	Asal Sekolah	Propinsi Sekolah	Pernah Mondok di Pesanten	Jalur PMB	IP1	IP2	IP3	IP4	IP5	IPK1-5	Status
0	6	9	0	9	3,17	3,3	3,35	3,21	3,35	3,276	TEPAT WAKTU
0	6	9	0	7	3,5	3,19	3,3	3,26	3,38	3,326	TIDAK TEPAT
0	6	9	0	9	3,36	3,33	3,72	3,83	3,85	3,618	TIDAK TEPAT
0	1	25	0	9	3,33	3,39	3,48	3,42	3,05	3,334	TIDAK TEPAT
1	2	15	0	2	2,86	3,13	2,66	3,25	2,3	2,84	TIDAK TEPAT
0	6	9	0	9	3,21	3,19	3,46	3,31	3,22	3,278	TEPAT WAKTU
0	2	9	1	7	3,33	3,15	3,61	3,67	3,3	3,412	TIDAK TEPAT
0	7	9	1	9	3,1	3,54	3,79	3,08	3,44	3,39	TEPAT WAKTU
0	2	9	1	11	3,64	3,52	3,42	3,42	3,48	3,496	TIDAK TEPAT
1	6	19	0	9	3,55	3,6	3,61	3,33	3,79	3,576	TEPAT WAKTU
1	1	9	1	4	3,45	3,48	3,33	3,44	3,11	3,362	TEPAT WAKTU
0	6	9	1	9	3,43	3,38	3,48	3,5	3,41	3,44	TIDAK TEPAT
1	4	9	0	7	3,45	2,98	3,76	3,67	3,58	3,488	TEPAT WAKTU
0	1	9	1	9	3,45	3,71	3,67	3,35	3,41	3,518	TEPAT WAKTU
1	6	22	0	7	3,52	3,27	3,71	3,62	3,34	3,492	TIDAK TEPAT
1	1	9	1	9	3,62	3,08	3,02	3,29	3,23	3,248	TIDAK TEPAT
0	1	9	0	7	3,62	3,71	3,65	3,56	3,3	3,568	TIDAK TEPAT
0	6	11	0	7	3,31	3,06	3,5	3,65	3,36	3,376	TIDAK TEPAT
1	6	21	0	9	3,67	3,36	3,54	3,71	3,52	3,56	TEPAT WAKTU
0	6	9	0	9	2,86	3,43	3,35	3,48	3,59	3,342	TIDAK TEPAT
0	2	18	0	7	3,29	2,74	3,59	3,79	3,62	3,406	TIDAK TEPAT
1	5	9	1	7	3,4	3,26	3,48	3,62	3,73	3,498	TIDAK TEPAT
1	1	9	0	8	3,67	2,94	3,45	3,35	3,35	3,352	TIDAK TEPAT

Jenis Kelamin	Asal Sekolah	Propinsi Sekolah	Pernah Mondok di Pesanten	Jalur PMB	IP1	IP2	IP3	IP4	IP5	IPK1-5	Status
1	6	8	0	7	3,14	3,52	3,59	3,14	3,59	3,396	TIDAK TEPAT
0	1	9	0	4	3,29	3,48	3,67	3,38	3,22	3,408	TEPAT WAKTU
1	1	15	0	2	3,79	3,54	3,48	2,58	3,6	3,398	TEPAT WAKTU

Tabel Data Testing

Jenis Kelamin	Asal Sekolah	Propinsi Sekolah	Pernah Mondok di Pesanten	Jalur PMB	IP1	IP2	IP3	IP4	IP5	IPK1-5
1	2	9	1	11	3,5	3,46	3,54	3,6	3,42	3,504
0	6	9	0	9	3,1	3,48	3,54	3,82	3,57	3,502
0	6	9	0	7	3,55	3,39	3,24	3,06	2,88	3,224
1	1	9	0	4	3,12	2,75	2,8	2,86	1,93	2,692
1	4	9	0	4	3,66	3,34	3,2	3,34	3,42	3,392
1	1	9	0	9	3,38	3	3,43	3,46	3,57	3,368
1	1	20	0	7	3,52	3,86	3,83	3,08	3,65	3,588
0	6	9	0	7	3,6	3,65	3,63	3,77	3,83	3,696
1	7	9	1	4	3,17	2,68	3,07	2,89	2,9	2,942
0	6	9	1	7	3,81	3,43	3,65	3,77	3,83	3,698
1	5	9	0	4	3,31	2,41	1,58	1,96	2,04	2,26
0	6	9	0	9	3,55	3,46	3,44	3,35	3,17	3,394
1	7	9	1	9	3,79	3,35	2,96	2,89	3	3,198
0	6	9	0	9	3,17	3,28	3,76	3,67	3,76	3,528
0	1	9	0	9	3,48	3,33	3,74	3,85	3,7	3,62
1	7	9	1	4	3,12	2,16	2,59	2,39	2,58	2,568
0	1	9	0	7	3,1	0,98	3,38	3,2	3,28	2,788
1	1	25	0	11	3,48	3,36	3,11	3,47	3,32	3,348
0	1	9	1	9	3,21	3,5	3,17	3,38	3,44	3,34
1	6	24	0	7	3,71	3,59	3,52	3,65	3,43	3,58
0	1	9	1	10	3,67	3,43	3,39	3,42	3,39	3,46
0	6	9	1	3	3,31	3,61	3,33	3,39	3,13	3,354

Jenis Kelamin	Asal Sekolah	Propinsi Sekolah	Pernah Mondok di Pesanten	Jalur PMB	IP1	IP2	IP3	IP4	IP5	IPK1-5
1	1	9	1	7	3,57	3,48	3,52	3,54	3,48	3,518
1	6	24	0	9	3,43	3,48	3,74	3,12	3,37	3,428
1	1	9	0	7	3,83	3,57	3,69	3,65	3,91	3,73
0	1	9	0	9	3,26	3,16	3,18	2,9	2,89	3,078
1	6	5	0	7	3,6	3,28	3,57	3,73	3,57	3,55
1	7	9	0	4	3	3,26	3,3	3,37	3,19	3,224
0	7	9	0	7	3,57	3,67	3,62	3,75	3,58	3,638
1	6	9	0	9	3,43	3,09	3,48	3,6	3,3	3,38
1	6	18	0	7	3,4	3,48	3,25	3,35	3,22	3,34
0	6	21	0	4	2,9	3,43	3,5	3,5	3	3,266
1	1	9	0	7	3,55	3,59	3,46	3,54	3,26	3,48
0	7	9	1	7	3,64	3,46	3,83	3,58	3,7	3,642
1	1	9	0	9	3,45	3,24	3,37	3,56	3,72	3,468
1	6	9	0	9	3,6	3,59	3,87	3,86	3,85	3,754
1	6	9	0	7	3,43	3,19	3,72	3,81	3,67	3,564
1	1	9	0	4	3,19	3,09	3,33	2,98	3,05	3,128
0	2	9	1	7	3,79	3,74	3,13	3,88	3,91	3,69
1	2	9	0	9	3,07	3,23	3,15	3	2,76	3,042
0	7	8	1	9	3,71	3,6	3,43	3,55	3,1	3,478
0	7	9	1	9	3,14	3,41	3,5	3,21	3,28	3,308
1	6	9	1	5	3,81	3,81	3,7	3,56	3,67	3,71
0	6	9	0	9	3,48	3,07	3,43	3,42	3,41	3,362
0	7	7	0	4	2,74	2,81	3,48	3,67	3,35	3,21
0	2	14	1	9	3,38	3,35	3,63	3,46	3,28	3,42

Jenis Kelamin	Asal Sekolah	Propinsi Sekolah	Pernah Mondok di Pesanten	Jalur PMB	IP1	IP2	IP3	IP4	IP5	IPK1-5
0	6	18	0	9	3,38	3	3,29	3,5	3,04	3,242
0	1	17	0	13	3,89	3,56	3,52	3,54	3,39	3,58
1	6	9	0	7	3,6	3,63	3,83	3,71	3,7	3,694
1	6	9	0	7	3,67	2,76	3,29	3,54	3,26	3,304
0	6	7	1	4	3,52	3,43	3,52	3,48	3,45	3,48
0	1	9	1	9	3,62	3,57	3,33	3,48	3,22	3,444
1	7	9	1	7	3,4	3,57	3,24	2,85	3,05	3,222
0	6	9	0	4	3,02	3,02	3,65	3,67	3,74	3,42
1	6	9	0	7	3,36	3,59	3,62	3,2	3,57	3,468
1	6	9	0	9	3,17	2,89	2,85	3,32	3,4	3,126
1	6	9	0	7	3,14	3,59	3,72	3,85	3,76	3,612
0	6	9	1	7	3,4	3,62	3,59	3,38	3,63	3,524
1	2	9	0	4	3,57	3,34	3,23	3,19	3,3	3,326
1	6	9	0	7	3,76	3,85	3,8	3,9	3,79	3,82
0	7	9	1	7	3,48	3,5	3,11	3,54	3,13	3,352
1	6	9	0	7	3,62	3,56	3,48	3,56	3,15	3,474
0	6	9	0	9	3,55	3,43	3,59	3,6	3,72	3,578
0	1	10	0	9	3,6	3,5	3,67	3,69	3,26	3,544
0	1	9	0	9	3,31	3,41	3,62	3,48	3,18	3,4
0	1	9	0	9	3,29	3,37	3,09	3,05	2,96	3,152
1	6	9	0	7	3,33	3,13	3,37	3,45	3,27	3,31
0	1	9	0	9	3,57	3,37	3,54	3,77	3,63	3,576
1	7	7	1	7	3,21	2,54	3,24	3,38	3,26	3,126
0	3	9	1	3	3	2,87	3,23	3,38	2,78	3,052

Jenis Kelamin	Asal Sekolah	Propinsi Sekolah	Pernah Mondok di Pesanten	Jalur PMB	IP1	IP2	IP3	IP4	IP5	IPK1-5
1	1	9	1	4	3,6	3,55	3,26	3,04	3,55	3,4
0	6	9	0	9	3,55	3,48	3,65	3,92	3,48	3,616
0	7	9	0	9	3,48	3,57	3,38	3,6	3,6	3,526
1	2	9	1	11	3,52	3,65	3,42	3,6	3,52	3,542
0	4	9	0	4	3,24	2,8	3,3	3,48	3,15	3,194
1	4	9	0	5	2,83	3	3,02	3,62	3,48	3,19
0	1	18	1	9	3,36	3,48	3,63	3	3,72	3,438
0	1	13	0	9	3,33	3,35	3,67	3,71	3,63	3,538
1	4	9	0	7	3,24	2,88	3,36	3,52	3,76	3,352
0	2	9	1	9	3,38	3,24	3,54	3,6	3,22	3,396
0	5	23	1	4	3,17	3,22	3,57	3,57	3,78	3,462
1	7	9	0	4	3,29	3,02	2,05	2,5	1,29	2,43
1	3	15	0	2	3,24	3,36	3,26	3,23	2,63	3,144
1	1	9	0	10	3,43	3,68	3,56	3,71	3,67	3,61
1	4	9	0	4	3,48	3,74	3,74	3,71	3,17	3,568
0	7	9	0	7	3,29	3,07	3,33	3,58	3,12	3,278
1	6	9	0	4	3,4	3,39	3,85	3,77	3,76	3,634
1	4	16	0	4	3,52	3,09	3,37	3,17	3,05	3,24
1	5	9	0	7	3,43	3,11	3,41	2,69	2,65	3,058
1	4	9	0	7	3,31	2,27	3,09	3,46	2,98	3,022
1	1	9	0	9	3,6	3,6	3,77	3,42	3,45	3,568
0	4	9	0	7	3,38	2,96	3,48	3,61	3,7	3,426

Tabel Hasil Klasifikasi Tiga Metode

Jenis Kelamin	Asal Sekolah	Propinsi Sekolah	Pernah Mondok di Pesanten	Jalur PMB	IP1	IP2	IP3	IP4	IP5	IPK 1-5	Status	NB	SVM	RF
1	2	9	1	11	3,5	3,46	3,54	3,6	3,42	3,504	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
0	6	9	0	9	3,1	3,48	3,54	3,82	3,57	3,502	TIDAK TEPAT	TEPAT WAKTU	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
0	6	9	0	7	3,55	3,39	3,24	3,06	2,88	3,224	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
1	1	9	0	4	3,12	2,75	2,8	2,86	1,93	2,692	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
1	4	9	0	4	3,66	3,34	3,2	3,34	3,42	3,392	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
1	1	9	0	9	3,38	3	3,43	3,46	3,57	3,368	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
1	1	20	0	7	3,52	3,86	3,83	3,08	3,65	3,588	TEPAT WAKTU	TEPAT WAKTU	TEPAT WAKTU	TEPAT WAKTU
0	6	9	0	7	3,6	3,65	3,63	3,77	3,83	3,696	TEPAT WAKTU	TEPAT WAKTU	TEPAT WAKTU	TIDAK TEPAT
1	7	9	1	4	3,17	2,68	3,07	2,89	2,9	2,942	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
0	6	9	1	7	3,81	3,43	3,65	3,77	3,83	3,698	TEPAT WAKTU	TEPAT WAKTU	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
1	5	9	0	4	3,31	2,41	1,58	1,96	2,04	2,26	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
0	6	9	0	9	3,55	3,46	3,44	3,35	3,17	3,394	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
1	7	9	1	9	3,79	3,35	2,96	2,89	3	3,198	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
0	6	9	0	9	3,17	3,28	3,76	3,67	3,76	3,528	TIDAK TEPAT	TEPAT WAKTU	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
0	1	9	0	9	3,48	3,33	3,74	3,85	3,7	3,62	TEPAT WAKTU	TEPAT WAKTU	TEPAT WAKTU	TEPAT WAKTU
1	7	9	1	4	3,12	2,16	2,59	2,39	2,58	2,568	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
0	1	9	0	7	3,1	0,98	3,38	3,2	3,28	2,788	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
1	1	25	0	11	3,48	3,36	3,11	3,47	3,32	3,348	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
0	1	9	1	9	3,21	3,5	3,17	3,38	3,44	3,34	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
1	6	24	0	7	3,71	3,59	3,52	3,65	3,43	3,58	TEPAT WAKTU	TEPAT WAKTU	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT

Jenis Kelamin	Asal Sekolah	Propinsi Sekolah	Pernah Mondok di Pesanten	Jalur PMB	IP1	IP2	IP3	IP4	IP5	IPK 1-5	Status	NB	SVM	RF
0	1	9	1	10	3,67	3,43	3,39	3,42	3,39	3,46	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
0	6	9	1	3	3,31	3,61	3,33	3,39	3,13	3,354	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
1	1	9	1	7	3,57	3,48	3,52	3,54	3,48	3,518	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
1	6	24	0	9	3,43	3,48	3,74	3,12	3,37	3,428	TEPAT WAKTU	TIDAK TEPAT	TEPAT WAKTU	TIDAK TEPAT
1	1	9	0	7	3,83	3,57	3,69	3,65	3,91	3,73	TEPAT WAKTU	TEPAT WAKTU	TEPAT WAKTU	TEPAT WAKTU
0	1	9	0	9	3,26	3,16	3,18	2,9	2,89	3,078	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
1	6	5	0	7	3,6	3,28	3,57	3,73	3,57	3,55	TIDAK TEPAT	TEPAT WAKTU	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
1	7	9	0	4	3	3,26	3,3	3,37	3,19	3,224	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
0	7	9	0	7	3,57	3,67	3,62	3,75	3,58	3,638	TEPAT WAKTU	TEPAT WAKTU	TEPAT WAKTU	TEPAT WAKTU
1	6	9	0	9	3,43	3,09	3,48	3,6	3,3	3,38	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
1	6	18	0	7	3,4	3,48	3,25	3,35	3,22	3,34	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TEPAT WAKTU
0	6	21	0	4	2,9	3,43	3,5	3,5	3	3,266	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
1	1	9	0	7	3,55	3,59	3,46	3,54	3,26	3,48	TIDAK TEPAT	TEPAT WAKTU	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
0	7	9	1	7	3,64	3,46	3,83	3,58	3,7	3,642	TIDAK TEPAT	TEPAT WAKTU	TIDAK TEPAT	TEPAT WAKTU
1	1	9	0	9	3,45	3,24	3,37	3,56	3,72	3,468	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
1	6	9	0	9	3,6	3,59	3,87	3,86	3,85	3,754	TEPAT WAKTU	TEPAT WAKTU	TEPAT WAKTU	TIDAK TEPAT
1	6	9	0	7	3,43	3,19	3,72	3,81	3,67	3,564	TIDAK TEPAT	TEPAT WAKTU	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
1	1	9	0	4	3,19	3,09	3,33	2,98	3,05	3,128	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
0	2	9	1	7	3,79	3,74	3,13	3,88	3,91	3,69	TIDAK TEPAT	TEPAT WAKTU	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
1	2	9	0	9	3,07	3,23	3,15	3	2,76	3,042	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
0	7	8	1	9	3,71	3,6	3,43	3,55	3,1	3,478	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
0	7	9	1	9	3,14	3,41	3,5	3,21	3,28	3,308	TEPAT WAKTU	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT

Jenis Kelamin	Asal Sekolah	Propinsi Sekolah	Pernah Mondok di Pesanten	Jalur PMB	IP1	IP2	IP3	IP4	IP5	IPK 1-5	Status	NB	SVM	RF
1	6	9	1	5	3,81	3,81	3,7	3,56	3,67	3,71	TEPAT WAKTU	TEPAT WAKTU	TEPAT WAKTU	TEPAT WAKTU
0	6	9	0	9	3,48	3,07	3,43	3,42	3,41	3,362	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
0	7	7	0	4	2,74	2,81	3,48	3,67	3,35	3,21	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
0	2	14	1	9	3,38	3,35	3,63	3,46	3,28	3,42	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
0	6	18	0	9	3,38	3	3,29	3,5	3,04	3,242	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
0	1	17	0	13	3,89	3,56	3,52	3,54	3,39	3,58	TEPAT WAKTU	TEPAT WAKTU	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
1	6	9	0	7	3,6	3,63	3,83	3,71	3,7	3,694	TEPAT WAKTU	TEPAT WAKTU	TEPAT WAKTU	TIDAK TEPAT
1	6	9	0	7	3,67	2,76	3,29	3,54	3,26	3,304	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
0	6	7	1	4	3,52	3,43	3,52	3,48	3,45	3,48	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
0	1	9	1	9	3,62	3,57	3,33	3,48	3,22	3,444	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
1	7	9	1	7	3,4	3,57	3,24	2,85	3,05	3,222	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
0	6	9	0	4	3,02	3,02	3,65	3,67	3,74	3,42	TEPAT WAKTU	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TEPAT WAKTU
1	6	9	0	7	3,36	3,59	3,62	3,2	3,57	3,468	TEPAT WAKTU	TEPAT WAKTU	TEPAT WAKTU	TEPAT WAKTU
1	6	9	0	9	3,17	2,89	2,85	3,32	3,4	3,126	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
1	6	9	0	7	3,14	3,59	3,72	3,85	3,76	3,612	TEPAT WAKTU	TEPAT WAKTU	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
0	6	9	1	7	3,4	3,62	3,59	3,38	3,63	3,524	TEPAT WAKTU	TEPAT WAKTU	TEPAT WAKTU	TEPAT WAKTU
1	2	9	0	4	3,57	3,34	3,23	3,19	3,3	3,326	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
1	6	9	0	7	3,76	3,85	3,8	3,9	3,79	3,82	TEPAT WAKTU	TEPAT WAKTU	TEPAT WAKTU	TEPAT WAKTU
0	7	9	1	7	3,48	3,5	3,11	3,54	3,13	3,352	TEPAT WAKTU	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
1	6	9	0	7	3,62	3,56	3,48	3,56	3,15	3,474	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
0	6	9	0	9	3,55	3,43	3,59	3,6	3,72	3,578	TIDAK TEPAT	TEPAT WAKTU	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
0	1	10	0	9	3,6	3,5	3,67	3,69	3,26	3,544	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT

Jenis Kelamin	Asal Sekolah	Propinsi Sekolah	Pernah Mondok di Pesanten	Jalur PMB	IP1	IP2	IP3	IP4	IP5	IPK 1-5	Status	NB	SVM	RF
0	1	9	0	9	3,31	3,41	3,62	3,48	3,18	3,4	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
0	1	9	0	9	3,29	3,37	3,09	3,05	2,96	3,152	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
1	6	9	0	7	3,33	3,13	3,37	3,45	3,27	3,31	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
0	1	9	0	9	3,57	3,37	3,54	3,77	3,63	3,576	TEPAT WAKTU	TEPAT WAKTU	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
1	7	7	1	7	3,21	2,54	3,24	3,38	3,26	3,126	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
0	3	9	1	3	3	2,87	3,23	3,38	2,78	3,052	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
1	1	9	1	4	3,6	3,55	3,26	3,04	3,55	3,4	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
0	6	9	0	9	3,55	3,48	3,65	3,92	3,48	3,616	TIDAK TEPAT	TEPAT WAKTU	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
0	7	9	0	9	3,48	3,57	3,38	3,6	3,6	3,526	TIDAK TEPAT	TEPAT WAKTU	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
1	2	9	1	11	3,52	3,65	3,42	3,6	3,52	3,542	TEPAT WAKTU	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
0	4	9	0	4	3,24	2,8	3,3	3,48	3,15	3,194	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
1	4	9	0	5	2,83	3	3,02	3,62	3,48	3,19	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
0	1	18	1	9	3,36	3,48	3,63	3	3,72	3,438	TEPAT WAKTU	TIDAK TEPAT	TEPAT WAKTU	TIDAK TEPAT
0	1	13	0	9	3,33	3,35	3,67	3,71	3,63	3,538	TIDAK TEPAT	TEPAT WAKTU	TEPAT WAKTU	TEPAT WAKTU
1	4	9	0	7	3,24	2,88	3,36	3,52	3,76	3,352	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
0	2	9	1	9	3,38	3,24	3,54	3,6	3,22	3,396	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
0	5	23	1	4	3,17	3,22	3,57	3,57	3,78	3,462	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TEPAT WAKTU
1	7	9	0	4	3,29	3,02	2,05	2,5	1,29	2,43	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
1	3	15	0	2	3,24	3,36	3,26	3,23	2,63	3,144	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
1	1	9	0	10	3,43	3,68	3,56	3,71	3,67	3,61	TIDAK TEPAT	TEPAT WAKTU	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
1	4	9	0	4	3,48	3,74	3,74	3,71	3,17	3,568	TIDAK TEPAT	TEPAT WAKTU	TEPAT WAKTU	TEPAT WAKTU
0	7	9	0	7	3,29	3,07	3,33	3,58	3,12	3,278	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT

Jenis Kelamin	Asal Sekolah	Propinsi Sekolah	Pernah Mondok di Pesanten	Jalur PMB	IP1	IP2	IP3	IP4	IP5	IPK 1-5	Status	NB	SVM	RF
1	6	9	0	4	3,4	3,39	3,85	3,77	3,76	3,634	TIDAK TEPAT	TEPAT WAKTU	TIDAK TEPAT	TEPAT WAKTU
1	4	16	0	4	3,52	3,09	3,37	3,17	3,05	3,24	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
1	5	9	0	7	3,43	3,11	3,41	2,69	2,65	3,058	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
1	4	9	0	7	3,31	2,27	3,09	3,46	2,98	3,022	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT
1	1	9	0	9	3,6	3,6	3,77	3,42	3,45	3,568	TIDAK TEPAT	TEPAT WAKTU	TEPAT WAKTU	TEPAT WAKTU
0	4	9	0	7	3,38	2,96	3,48	3,61	3,7	3,426	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT	TIDAK TEPAT

Surat Permohonan Ijin Penelitian dan Permintaan Data

Universitas Islam Negeri (UIN) Malang
Fakultas Sains dan Teknologi
Program Studi Magister Informatika

PERMOHONAN SURAT IJIN

Kepada
Yth. Wakil Dekan Bidang Akademik
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri (UIN) Malang

Assalamu'alaikum Wr: Wb.

Dengan hormat, dalam rangka pelaksanaan Penelitian Tesis maka saya :

Nama : Aan Fuad Subarkah
NIM : 19841006
Program Studi : Magister Informatika
Judul Penelitian : Prediksi Kelulusan Mahasiswa Berbasis Klasifikasi Data Mining

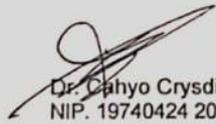
Mohon dibuatkan Surat Permohonan Permintaan Data Mahasiswa S1 Jurusan Teknik Informatika angkatan Tahun 2016 – 2022 kepada :

Instansi : Bagian Administrasi Akademik (UIN Maulana Malik Ibrahim Malang)
Alamat : Jl. Gajayana No. 50 Malang Jawa Timur, Indonesia 65144
Tanggal : 01 Agustus 2023 s.d 04 Agustus 2023

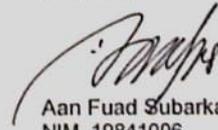
Demikian permohonan saya, atas perhatian dan bantuannya disampaikan terima kasih.

Wassalamu'alaikum Wr: Wb.

Mengetahui
Ketua Program Studi,


Dr. Cahyo Crysdian
NIP. 19740424 200901 1 008

Malang, 31 Juli 2023
Pemohon,


Aan Fuad Subarkah
NIM. 19841006



KEMENTERIAN AGAMA
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM MALANG
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI

Jalan Gajayana 50 Malang 65144 Telp/pon/faks/fmils (0341) 558933
Website <http://www.sainstek.uin-malang.ac.id>, Email: sainstek@uin-malang.ac.id

Nomor : B-2402/FST.1/TL.00/07/2023
Lampiran : -
Hal : Permohonan Ijin Pengambilan Data

31 Juli 2023

Yth. Kepala Bagian Akademik
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim
Malang

Dengan hormat, sehubungan dengan Penelitian Mahasiswa Program Studi Magister Informatika Fakultas Sains dan Teknologi UIN Maulana Malik Ibrahim Malang atas nama:

Nama : Aan Fuad Subarkah
NIM : 19841006
Program Studi : Magister Informatika
Judul Penelitian : Prediksi Kelulusan Mahasiswa Berbasis Klasifikasi Data Mining

Maka kami mohon Bapak/Ibu berkenan memberikan ijin pada Mahasiswa tersebut untuk Pengambilan Data Mahasiswa untuk Penelitian dengan waktu pelaksanaan pada tanggal 1 s.d. 4 Agustus 2023.

Demikian permohonan ini, atas perhatian dan kerjasamanya disampaikan terimakasih.

Aan Fuad Subarkah

Dekan
Waldi Dekan Bidang Akademik

Waldi Masetyo

Tembusan:
1. Yth. Dekan (sebagai laporan)
2. Yth. Ketua Program Studi Magister Informatika
3. Arsip