

**PERBANDINGAN AKURASI *RANDOM FOREST* DAN *K-NEAREST NEIGHBORS* (KNN) PADA STUDI KASUS
KELULUSAN MAHASISWA FAKULTAS TEKNIK**

SKRIPSI

Diajukan Sebagai Salah Syarat untuk Mendapatkan Gelar Sarjana Komputer

(S.Kom) Program Studi Informatika



RINA PERMATA SARI

105841105920

**PROGRAM STUDI INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH MAKASSAR**

2024

PERBANDINGAN AKURASI *RANDOM FOREST* DAN *K-NEAREST NEIGHBORS* (KNN) PADA STUDI KASUS KELULUSAN MAHASISWA FAKULTAS TEKNIK

Diajukan untuk Memenuhi Salah Satu Syarat Guna Memperoleh Gelar Sarjana Komputer Prodi Informatika Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar

Disusun Dan Diajukan Oleh:

RINA PERMATA SARI

105841105920

**PROGRAM STUDI INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH MAKASSAR**

2024



UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH MAKASSAR
FAKULTAS TEKNIK

GEDUNG MENARA IQRA LT. 3

Jl. Sultan Alauddin No. 259 Telp. (0411) 866 972 Fax (0411) 865 588 Makassar 90221

Website: www.unismuh.ac.id, e_mail: unismuh@gmail.com

Website: <http://teknik.unismuh.makassar.ac.id>

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

PENGESAHAN

Skripsi atas nama Rina Permata sari dengan nomor induk Mahasiswa 105 84 11059 20, dinyatakan diterima dan disahkan oleh Panitia Ujian Tugas Akhir/Skripsi sesuai dengan Surat Keputusan Dekan Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar Nomor : 0008/SK-Y/55202/091004/2024, sebagai salah satu syarat guna memperoleh gelar Sarjana Komputer pada Program Studi Informatika Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar pada hari Sabtu tanggal 26 Agustus 2024.

Panitia Ujian :

Makassar,

21 Safar 1446 H

26 Agustus 2024 M

1. Pengawas Umum

a. Rektor Universitas Muhammadiyah Makassar

Dr. Ir. H. Abd. Rakhim Nanda, ST., MT., IPM

b. Dekan Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin

Prof. Dr. Eng. Muhammad Israh Ramli, ST., MT

2. Penguji

a. Ketua : Dr. Ir. Zahir Zainuddin, M.Sc

b. Sekretaris : Tifin Wahyuni, S.Pd., M.T.

3. Anggota

1. Lukman Anas, S.Kom., MT

2. Munyiddin A. M. Hayat, S.Kom., MT


3. Lukman, S.Kom., M.T

Mengetahui :

Pembimbing I

Pembimbing II


Fahrim Irhamna Rahman S.Kom., MT.


Rizki Yusliana Bakti ST., MT.



Dr. Ir. Hj. Nurnawaty, ST., MT., IPM.

NBM : 795 108



UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH MAKASSAR
FAKULTAS TEKNIK

GEDUNG MENARA IQRA LT. 3

Jl. Sultan Alauddin No. 259 Telp. (0411) 866 972 Fax (0411) 865 588 Makassar 90221

Website: www.unismuh.ac.id, e_mail: unismuh@gmail.com

Website: <http://teknik.unismuh.makassar.ac.id>

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

HALAMAN PENGESAHAN

Tugas Akhir ini diajukan untuk memenuhi syarat ujian guna memperoleh gelar Sarjana Komputer (S.Kom) Program Studi Informatika Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar.

Judul Skripsi : **PERBANDINGAN AKURASI RANDOM FOREST DAN KNN (K-NEAREST NEIGHBORS) PADA STUDI KASUS KELULUSAN MAHASISWA FAKULTAS TEKNIK**

Nama : Rina Permata Sari

Stambuk : 105 84 11059 20

Makassar, 26 Agustus 2024

Telah Diperiksa dan Disetujui
Oleh Dosen Pembimbing;

Pembimbing I

Pembimbing II

Fahrir Irfamna Rahman S.Kom., MT.

Rizki Yusliana Bakti ST., MT.

Mengetahui,
Ketua Program Studi Informatika



Muhyiddin A.M. Hayat, S.Kom., MT.

NBM : 1504 577

MOTTO DAN PERSEMBAHAN

Motto

“Setiap proses yang dilalui selalu ada harganya. Nikmati saja setiap lelah-lelah itu. Lebarakan lagi senyum dan rasa sabar yang ada pada dirimu itu. Mungkin tidak akan selalu berjalan lancar, tapi gelombang-gelombang itu yang nanti kita akan bisa ceritakan”

Persembahan

Tiada lembar yang paling inti dalam skripsi ini kecuali lembar persembahan.

1. Penulis mempersembahkan skripsi ini sebagai wujud penghargaan kepada kedua orang tua, Bapak Aris dan Ibu Nursan, yang telah mendidik penulis menjadi sosok perempuan mandiri dan bertanggung jawab. Mereka terus memberikan dukungan dan motivasi hingga penulis berhasil menyelesaikan pendidikan sampai jenjang sarjana. Meskipun mereka tidak sempat menempuh pendidikan hingga perguruan tinggi, namun mereka mampu mengantarkan penulis meraih gelar sarjana. Terima kasih atas doa yang tiada henti dalam setiap sujud, serta atas materi, nasihat, semangat, kesabaran, dan kebesaran hati yang telah diberikan selama ini.
2. Terima kasih kepada semua pihak yang telah mendukung selama proses dari awal perkuliahan hingga penulis meraih gelar sarjana. Ucapan terima kasih khusus disampaikan kepada Bapak/Ibu Dosen Pembimbing Tugas Akhir yang telah banyak membantu hingga penulis berhasil menyelesaikan skripsi ini, serta kepada Kepala Program Studi Informatika, para dosen, seluruh staf, dan civitas akademika Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar. Penulis sangat berterima kasih atas segala bantuan dan dukungannya.
3. Kepada teman-teman seperjuangan Angkatan 2020 saya ucapkan terima kasih .
4. Terima kasih kepada diri sendiri, karena telah berusaha keras dan berjuang sejauh ini. Terima kasih telah menahan ego dan mampu mengendalikan diri di tengah berbagai tekanan. Terima kasih sudah bertahan dan memilih untuk tidak menyerah. Apapun kekurangan dan kelebihanmu, mari kita rayakan untuk diri sendiri.

ABSTRAK

RINA PERMATA SARI, Perbandingan Akurasi *Random Forest* Dan KNN (*K-Nearest Neighbors*) Pada Studi Kelulusan Mahasiswa Fakultas Teknik (dibimbing oleh Fahrir Irhamna Rahman S.Kom., M.T dan Rizki Yusliana Bakti S.T., M.T).

Kelulusan mahasiswa yang tepat waktu dapat memberikan banyak manfaat, tidak hanya bagi mahasiswa, tetapi juga bagi universitas itu sendiri. Karena kelulusan merupakan penilaian dalam proses akreditasi perguruan tinggi, maka dengan lulusnya mahasiswa tepat waktu tentu akan membantu dalam penilaian akreditasi perguruan tinggi. Disisi lain, mahasiswa yang lulus tepat waktu diuntungkan karena tidak membayar uang kuliah tambahan semester lagi. Pada penelitian ini teknik yang digunakan adalah data mining.

Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan dua metode pemodelan data, yaitu *Random Forest* dan *K-Nearest Neighbors* (KNN). *Random Forest* adalah algoritma yang digunakan untuk klasifikasi dalam *machine learning* dan data mining, dengan keunggulan mampu menangani *noise*, *missing value*, serta mengelola data dalam jumlah besar. Di sisi lain, *K-Nearest Neighbors* (KNN) juga merupakan metode klasifikasi yang termasuk dalam *algoritma supervised*, yang bisa diterapkan pada data training dalam jumlah besar maupun kecil, serta mudah dioperasikan, efektif, dan sederhana untuk dipahami. Berdasarkan hasil eksperimen, algoritma *Random Forest* menghasilkan tingkat akurasi 100% pada pembagian data 90:10, 80:20, dan 70:30. Sementara itu, algoritma *K-Nearest Neighbors* memberikan akurasi sebesar 96,42% untuk pembagian data 90:10 dan 80:20, serta akurasi 95,91% pada pembagian data 70:30. Dengan demikian, hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma *Random Forest* lebih akurat dibandingkan *K-Nearest Neighbors* dalam menentukan tingkat kelulusan mahasiswa fakultas teknik program studi pengairan.

Kata kunci: Predikasi Kelulusan, *Data mining*, Akurasi, *Random Forest*, *K-Nearest Neighborst*, *Klasifikasi*.

ABSTRACT

RINA PERMATA SARI, *Comparison of Accuracy Between Random Forest and KNN (K-Nearest Neighbors) in the Study of Graduation Rates of Engineering Faculty Students (supervised by Fahrira Irhamna Rahman, S.Kom., M.T and Rizki Yusliana Bakti, S.T., M.T).*

Graduating on time can bring numerous benefits, not only for the students but also for the university itself. Since graduation rates are a factor in the accreditation process for higher education institution, students graduating on time can positively impact the university's accreditation evaluation. On the other hand, students who graduate on time benefit by avoiding additional semester tuition fees. In this research, data mining techniques are utilized.

This research aims to compare two data modeling methods, namely Random Forest and K-Nearest Neighbors (KNN). Random Forest is an algorithm used for classification in machine learning and data mining, with advantages in handling noise, missing values, and managing large datasets. On the other hand, K-Nearest Neighbors (KNN) is also a classification method categorized as a supervised algorithm, which can be applied to both large and small training datasets, and is easy to operate, effective, and simple to understand. Based on the experimental results, the Random Forest algorithm achieved 100% accuracy with data splits of 90:10, 80:20, and 70:30. Meanwhile, the K-Nearest Neighbors algorithm yielded 96.42% accuracy for both the 90:10 and 80:20 splits, and 95.91% accuracy for the 70:30 split. Therefore, the results indicate that the Random Forest algorithm is more accurate than K-Nearest Neighbors in determining the graduation rates of engineering faculty students in the water resources program.

Keywords: *Graduation Prediction, Data Mining, Accuracy, Random Forest, K-Nearest Neighbors, Classification.*

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Segala puji bagi Allah Subhanallahu Wa Ta'ala atas limpahan Rahmat dan Karunia-Nya, serta kesabaran dalam mempermudah jalan sehingga penulis dapat menyelesaikan penyusunan Laporan Tugas Akhir ini yang berjudul **“Perbandingan Akurasi Random Forest dan K-Nearest Neighbor (KNN) pada Studi Kasus Kelulusan Mahasiswa Fakultas Teknik”**. Salawat beserta salam senantiasa penulis panjatkan kepada Nabi Muhammad SAW, yang telah membawa kita dari zaman jahiliah menuju zaman yang serba modern seperti yang telah kita rasakan saat ini.

Dalam penyusunan Tugas Akhir ini penulis banyak menerima bimbingan, arahan, motivasi, serta dibantu oleh berbagai pihak, baik langsung maupun tidak langsung. Penulis ingin menyampaikan rasa hormat dan terima kasih kepada :

1. Kedua orang tua yang selalu memberikan dukungan baik berupa moral, materi, dan spiritual agar terselesaikannya penulisan skripsi ini.
2. Ibu **Dr.Ir.Hj Nurnawati, S.T., M.T., I.P.M**, selaku Dekan Fakultas Teknik universitas Muhammadiyah Makassar.
3. Bapak **Muh. Syafa'at S Kuba, S.T., M.T**, selaku Wakil Dekan Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar.
4. Bapak **Muhyiddin AM Hayat S.Kom., M.T**, selaku Ketua Program Studi Informatika Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar.
5. Bapak **Fachrim Irhamna Rachman S.Kom., M.T**, selaku Dosen Pembimbing 1 proposal yang telah memberikan arahan dan bimbingan serta saran yang sangat berarti dalam penyusunan skripsi ini.
6. Ibu **Rizki Yusliana Bakti S.T., M.T**, selaku Dosen Pembimbing 2 yang telah memberikan arahan dan bimbingan serta saran yang sangat berarti dalam penyusunan skripsi ini.
7. Bapak **Lukman S.Kom., M.T**, selaku Dosen Pembimbing Akademik yang selama ini turut serta memberikan arahannya.
8. Seluruh Dosen Fakultas Teknik Program Studi Informatika Universitas

Muhammadiyah Makassar yang telah memberikan ilmu dan bantuannya serta dorongannya dalam penulisan skripsi ini.

9. Teman-teman khususnya Angkatan 2020 Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Makassar, terima kasih atas dukungan dan doanya.
10. Teman-teman kelas B Informatika Angkatan 2020 Program Studi Informatika Universitas Muhammadiyah Makassar.
11. Kepada semua pihak yang tidak bisa penulis tuliskan satu persatu, penulis mengucapkan banyak terima kasih sebesar-besarnya.

Semoga kebaikan menjadi Amal Sholeh dan dibalas dengan kebaikan yang lebih oleh Allah Subhannawataa'la. Aamiin. Demikian laporan skripsi ini, dan penulis sadar bahwa laporan ini masih banyak kekurangan didalamnya oleh karena itu penulis mengharapkan kritik dan saran yabf sifatnya membangun dari pembaca atas laporan ini. Akhir kata penulis ucapakan terima kasih.

Billahi fisabililhaq, fastabiqul khairat.

Waassalamualaikum Wr.Wb.

Makassar, 29 Januari 2024

Penulis

Rina Permata sari

DAFTAR ISI

MOTTO DAN PERSEMBAHAN	vi
ABSTRAK	vii
<i>ABSTRACT</i>	viii
KATA PENGANTAR	ix
DAFTAR ISI	xi
DAFTAR GAMBAR	xiii
DAFTAR TABEL	xiv
DAFTAR LAMPIRAN	xv
DAFTAR ISTILAH	xvi
BAB I PENDAHULUAN	1
A. Latar Belakang Masalah	1
B. Rumusan Masalah	3
C. Tujuan Penelitian	3
D. Manfaat Penelitian	3
E. Ruang Lingkup Penelitian	4
F. Sistematika Penulisan	5
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	7
A. Landasan Teori	7
B. Penelitian Terkait	18
C. Kerangka Berfikir	22
BAB III METODE PENELITIAN	23
A. Tempat dan Waktu penelitian	23
B. Alat dan Bahan	23
C. Perancangan Sistem	24
D. Teknik Pengujian Sistem	27
E. Teknik Analisis Data	27
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	30
A. Pengumpulan Data	30
B. Transformasi Data	31
C. Normalisasi Data	33

D. Pelabelan Data Mahasiswa.....	34
E. Implementasi Proses Machine Learning	37
F. Hasil Pengujian Data.....	67
G. Perbandingan Akurasi Random Forest dan K-Nearest Neighbors.....	68
BAB V PENUTUP.....	69
A. Kesimpulan.....	69
B. Saran.....	69
DAFTAR PUSTAKA	71
LAMPIRAN	74



DAFTAR GAMBAR

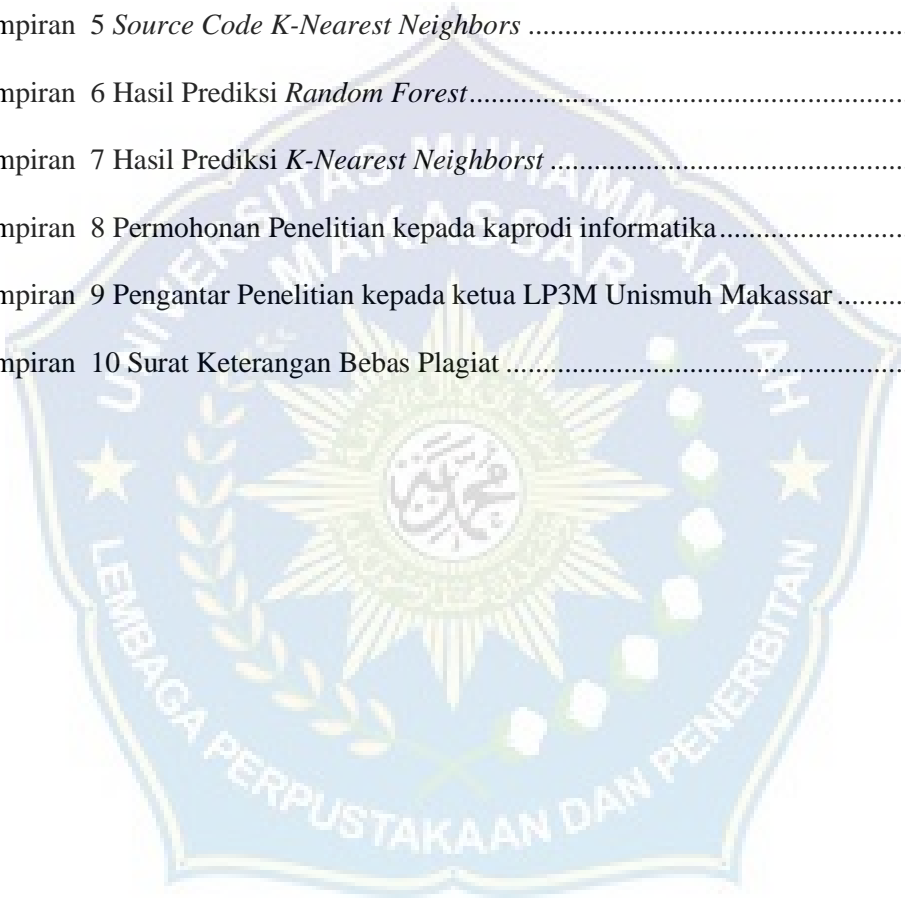
Gambar 1 <i>Knowledge Discovery in Database</i> (Dunham, 2003).....	8
Gambar 2 Diagram Kerangka Pikir	22
Gambar 3 <i>Flowchart Random Forest Dan K-Nearest Neighbors</i>	25
Gambar 4 Data Mahasiswa Pengairan Angkatan 2018.....	75
Gambar 5 Data Mahasiswa Pengairan Angkatan 2019.....	76
Gambar 6 Data Mahasiswa Pengiran Angkatan 2020.....	77
Gambar 7 Data Mahasiswa Pengairan Angkatan 2021	78
Gambar 8 Data Mahasiswa Pengairan Angkatan 2022.....	80
Gambar 13 Data Mahasiswa Angkatan 2017 Setelah Dilakukan <i>Transformasi Data</i>	82
Gambar 14 Data Mahasiswa Angkatan 2018 Setelah Dilakukan <i>Transformasi Data</i>	85
Gambar 15 Data Mahasiswa Angkatan 2019 Setelah Dilakukan <i>Tranformasi Data</i>	87
Gambar 16 Data Mahasiswa Angkatan 2020 Setelah Dilakukan <i>Tranformasi Data</i>	88
Gambar 17 Data Mahasiswa Angkatan 2021 Setelah Dilakukan <i>Tranformasi Data</i>	89
Gambar 18 Data Mahasiswa Angkatan 2022 Setelah Dilakukan <i>Tranformasi Data</i>	90
Gambar 22 Data Mahasiswa Setelah Dilakukan Pelabelan Data.....	91
Gambar 23 <i>Source Code Implementasi Algoritma Random Forest</i>	95
Gambar 24 <i>Source Code Implementasi K-Nearest Neighbors</i>	98
Gambar 25 Hasil Prediksi <i>Implementasi Algoritma Random Forest</i>	100
Gambar 28 Hasil Prediksi <i>Implementasi Algoritma K-Nearest Neighbors</i>	104

DAFTAR TABEL

Tabel 1 Rincian IPS dan Jumlah SKS yang boleh diprogramkan.....	17
Tabel 2 Penilaian hasil belajar mata kuliah dinyatakan dalam huruf.....	18
Tabel 3 Penelitian Terkait	18
Tabel 4 Data Mentah Mahasiswa Pengairan.....	30
Tabel 5 Data Mahasiswa setelah dilakukan <i>Transformasi Data</i>	32
Tabel 6 <i>Min</i> dan <i>Max</i>	33
Tabel 7 Dataset	35
Tabel 8 Hasil Prediksi <i>Algoritma Random Forest</i>	45
Tabel 9 Hasil Prediksi <i>Algoritma K-Nearest Neighbors</i>	59
Tabel 10 Hasil Pengujian <i>Random Forest</i>	67
Tabel 11 Hasil Pengujian <i>K-Nearest Neighbors</i>	67
Tabel 12 Hasil Perbandingan akurasi <i>Random Forest</i> dan <i>K-Nearest Neighbors</i>	68

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 Data Mentah	74
Lampiran 2 <i>Transformasi Data</i>	80
Lampiran 3 Pelabelan Prediksi Kelulusan Mahasiswa	90
Lampiran 4 <i>Source Code Random Forest</i>	92
Lampiran 5 <i>Source Code K-Nearest Neighbors</i>	95
Lampiran 6 Hasil Prediksi <i>Random Forest</i>	99
Lampiran 7 Hasil Prediksi <i>K-Nearest Neighborst</i>	101
Lampiran 8 Permohonan Penelitian kepada kaprodi informatika.....	105
Lampiran 9 Pengantar Penelitian kepada ketua LP3M Unismuh Makassar	106
Lampiran 10 Surat Keterangan Bebas Plagiat	107



DAFTAR ISTILAH

- Data mining*** Adalah proses penggalian atau ekstraksi informasi yang bermanfaat dari dalam suatu dataset yang besar dan kompleks. Tujuan utama dari data mining adalah untuk menemukan pola yang tersembunyi, hubungan yang signifikan, atau informasi yang tidak langsung terlihat secara manual.
- Machine learning*** Adalah cabang dari kecerdasan buatan yang memungkinkan komputer untuk belajar dari data tanpa harus di program secara *eksplisit*.
- Python*** Adalah bahasa pemrograman tingkat tinggi yang sangat populer dan sering digunakan dalam pengembangan aplikasi *web*, *analisis data*, *machine learning*, dan berbagai bidang lainnya.
- Scikit learning*** Adalah salah satu pustaka (*library*) dalam pemrograman *Python* yang digunakan untuk pembelajaran *machine learning*.
- Supervised learning*** Adalah pendekatan dalam *machine learning* yang menggunakan kumpulan data berlabel yang berfungsi untuk melatih algoritma dalam mengklasifikasikan data atau memprediksi hasil secara akurat.
- Random Forest*** Adalah suatu algoritma *machine learning* yang menggabungkan hasil dari beberapa *decision tree*

untuk mencapai hasil akhir.

K-Nearest Neighbors

Adalah metode yang menjalankan klasifikasi berdasarkan pada kedekatan suatu jarak dengan data lainnya.

Clasification

Adalah sebuah proses untuk menemukan model atau fungsi yang menjelaskan atau membedakan konsep kelas data dengan tujuan untuk memperkirakan kelas dari suatu objek yang labelnya tidak diketahui.

Flowchart

Adalah representasi grafis dari algoritma atau proses. Flowchart menggunakan simbol-simbol seperti kotak, oval, panah, dan berbagai bentuk geometris lainnya untuk menunjukkan langkah-langkah yang harus diambil dalam suatu proses atau algoritma.

Transformasi data

Merupakan upaya yang dilakukan dengan tujuan utama untuk mengubah skala pengukuran data asli menjadi bentuk lain sehingga data dapat memenuhi asumsi-asumsi yang mendasari analisis ragam

DataFrame

Merupakan struktur data dua dimensi yang mirip dengan tabel dan digunakan untuk menyimpan dan mengolah data dalam pemrograman dan analisis data atau merupakan representasi dari data dalam format tabel.

BAB I

PENDAHULUAN

A. Latar Belakang Masalah

Kelulusan mahasiswa yang tepat waktu dapat memberikan banyak manfaat, tidak hanya bagi mahasiswa, tetapi juga bagi universitas itu sendiri. Karena kelulusan merupakan penilaian dalam proses akreditasi perguruan tinggi, maka dengan lulusnya mahasiswa tepat waktu tentu akan membantu dalam penilaian akreditasi perguruan tinggi. Disisi lain, mahasiswa yang lulus tepat waktu diuntungkan karena tidak membayar uang kuliah tambahan semester lagi.

Pihak Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar memiliki kewajiban untuk memantau seluruh mahasiswa yang terdaftar pada Fakultas Teknik tersebut, supaya dapat memprediksi lama studi dari mahasiswanya. Hal tersebut merupakan salah satu tujuan agar dapat menghindari adanya mahasiswa yang tidak hadir dari perkuliahan, yang dapat mengakibatkan Fakultas menjadi kurang baik sehingga dapat menurunkan akreditasi.

Lama studi mahasiswa dapat dilihat dari beberapa faktor yang mempengaruhi diantaranya adalah Indeks Prestasi Kumulatif, dengan minimal IPK keseluruhan yaitu 2.0, Tingkat kesibukan masing-masing mahasiswa itu sendiri, Satuan Kredit Mahasiswa (SKS) yang harus dicapai yaitu 144 SKS, dan Lama Studi maksimal 14 Semester atau 7 Tahun.

Kelulusan mahasiswa tidak selalu dapat diprediksi dari awal. Dimana sebelumnya untuk menghitung kelulusan mahasiswa yaitu dengan cara manual atau menghitung memperkirakannya sendiri sehingga dapat mengakibatkan keterlambatan. Untuk mengatasi hal tersebut perlu ada teknik untuk bisa melakukan prediksi terhadap kelulusan mahasiswa. Pada penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh (Mujadilah, 2023) dengan menggunakan metode *K-Means*. Penelitian yang dilakukan menggunakan data mahasiswa Informatika Angkatan 2019 sampai 2021 ada sebanyak 103 yang telah lulus tepat waktu. Dimana dalam prediksi kelulusan

ini menggunakan nilai kluster sebanyak 11 untuk data training yang dilakukan pada alumni 2018 itu memiliki keakurasian sebesar 100%.

Pada penelitian ini teknik yang digunakan adalah *data mining*. Dengan menggunakan metode *Random Forest* dan *K-Nearest Neighbors* (KNN) yang termasuk dalam metode klasifikasi (Hasan et al., 2022). Dalam penelitian yang sama (Hasan et al., 2022) juga menjelaskan bahwa Metode *K-Nearest Neighbor* (KNN) merupakan salah satu algoritma *supervised*. Digunakannya metode *K-Nearest Neighbors* (KNN) itu sendiri karena mampu diaplikasikan terhadap sejumlah data training yang banyak maupun sedikit, dan juga pengoperasiannya lebih mudah, efektif dan gampang untuk dipahami. Sedangkan metode *Random Forest* merupakan algoritma yang digunakan untuk masalah klasifikasi dalam *machine learning* dan *data mining*. *Random Forest* juga merupakan suatu kumpulan dari beberapa *tree*, Dimana masing-masing *tree* bergantung pada nilai piksel pada tiap vector yang diambil secara acak dan *independent*. Kelebihannya yaitu dapat mengatasi *noise* dan *missing value* serta dapat mengatasi data dalam jumlah besar.

Berdasarkan latar belakang masalah di atas maka dilakukan penelitian yang bertujuan untuk melakukan *studi komparatif* antara dua metode pemodelan data, yaitu *Random Forest* dan *K-Nearest Neighbors* (KNN). Metode tersebut digunakan dalam memprediksi kelulusan mahasiswa di Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar. Kedua metode ini memiliki karakteristik yang berbeda dan dapat memberikan wawasan yang berharga bagi perguruan tinggi dalam meningkatkan tingkat kelulusan mahasiswa. Berdasarkan penelitian sebelumnya. Penelitian ini juga mencoba memperoleh pemahaman yang lebih baik tentang kinerja dari kedua metode ini.

B. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang penelitian di atas, peneliti dapat merumuskan masalah sebagai berikut :

1. Bagaimana perbandingan akurasi antara algoritma *Random Forest* dan *K- Nearest Neighbors* (KNN) dalam memprediksi kelulusan mahasiswa Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar?
2. Bagaimana penggunaan *data mining* dengan algoritma *Random Forest* atau *K-Nearest Neighbors* (KNN) dalam memprediksi kelulusan mahasiswa Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar?

C. Tujuan Penelitian

Berdasarkan latar belakang dan rumusan masalah diatas, peneliti dapat memberikan tujuan penelitian sebagai berikut :

1. Untuk membandingkan akurasi prediksi kelulusan mahasiswa Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar antara algoritma *Random Forest* atau *K-Nearest Neighbors* (KNN).
2. Untuk mengetahui pengguna *data mining* dengan metode *Random Forest* atau *K-Nearest Neighbors* (KNN) dalam memprediksi kelulusan mahasiswa Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar.

D. Manfaat Penelitian

Adapun manfaat penelitian yang akan didapatkan dari penelitian yang berjudul Perbandingan Akurasi *Random Forest* dan *K-Nearest Neighbors* pada Studi Kasus Kelulusan Mahasiswa Fakultas Teknik :

1. Manfaat Bagi Peneliti
 - a. Penelitian ini dapat membantu peneliti untuk menambah pemahaman dan pengetahuan tentang masalah kelulusan mahasiswa,. Penelitian ini juga dapat memberikan wawasan baru tentang bagaimana algoritma *data mining random forest* dan *k-nearest neighbors* dapat diterapkan pada masalah kelulusan mahasiswa.

- b. Penelitian ini dapat membantu memecahkan masalah yang berkaitan dengan kelulusan mahasiswa. Dalam penelitian ini, peneliti dapat mengidentifikasi faktor-faktor apa yang berkontribusi pada kelulusan mahasiswa manfaat bagi Masyarakat.

2. Manfaat Bagi Dosen

Manfaat penelitian ini bagi dosen yaitu dapat memberikan masukan dan mengawasi mahasiswa yang mengalami kendala faktor kelulusan kedepannya.

- a. Dosen dapat menggunakan hasil penelitian untuk memperbaiki proses pengawasan akademik, seperti mengidentifikasi mahasiswa yang berpotensi gagal dan memberikan bantuan untuk meningkatkan performa akademik mereka.
- b. Dosen dapat menggunakan hasil penelitian sebagai rujukan dalam pengambilan keputusan atau menentukan program bantuan akademik bagi mahasiswa yang kesulitan.

3. Manfaat Bagi Mahasiswa

- a. Penelitian ini bermanfaat bagi mahasiswa yaitu dapat membantu mahasiswa untuk memperkirakan dan memprediksi kelulusan kedepannya.
- b. Akan membantu bagi mahasiswa untuk merencanakan atau membuat strategi kedepannya agar dapat tepat waktu dalam kelulusan kuliah.

E. Ruang Lingkup Penelitian

Ruang lingkup penelitian adalah batasan atau ruang lingkup yang disajikan fokus penelitian. Dengan batasan daerah penelitian, wilayah atau bidang yang akan dipelajari ditentukan dan batas-batas objek atau fenomena yang diamati ditentukan.

1. Penelitian ini lebih fokus pada perbandingan akurasi antara dua algoritma *mechine learning*, yaitu *Random Forest* dan *K-Nearest Neighbors*.

2. Data yang digunakan diambil dari data mahasiswa Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar, dan penelitian ini membutuhkan data mengenai mahasiswa, seperti Jenis Kelamin, IPK, SKS, Lama Studi dan Mata kuliah wajib maupun tambahan yang berkaitan dengan Tingkat kelulusan mahasiswa. Data ini diperoleh dari Simak Fakultas.
3. Data penelitian ini, akan digunakan teknik *data mining* untuk mengolah data yang telah dikumpulkan. Teknik *data mining* yang akan digunakan yaitu *random forest* dan *k-nearest neighbors*.

F. Sistematika Penulisan

Aturan dan sistematika penulisan yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

BAB I PENDAHULUAN

Bab pendahuluan ini berisi tentang latar belakang umum yaitu gambaran secara garis besar tentang isi laporan, rumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian yang diperoleh, ruang lingkup penelitian, serta sistematika penulisan laporan tugas akhir.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini berisi tentang pembahasan teori-teori yang saling berhubungan dengan penelitian seperti konsep serta metode dan algoritma yang terkait dengan penelitian ini. Pada bab ini juga berisi penjelasan dari penelitian sebelumnya yang relevan dengan penelitian ini serta berisi tentang kerangka berfikir.

BAB III METODE PENELITIAN

Bab ini berisi uraian metode yang digunakan dalam melakukan penelitian, mulai dari waktu dan tempat penelitian, alat dan bahan penelitian, perancangan sistem penelitian, teknik pengujian sistem, dan teknik analisis data.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini berisi pemaparan hasil serta pembahasan terhadap perancangan pada bab sebelumnya, yaitu bagaimana alur sebuah data apabila diolah berdasarkan metode *Random Forest* dan *K-Nearest Neighbors* dan bagaimana suatu sistem dikembangkan berdasarkan algoritma yang digunakan dengan mengimplementasikan model *Machine Learning*. Serta dilakukan pula uji coba sistem untuk mendapatkan hasil yang sesuai dengan tujuan awal penelitian.

BAB V KESIMPULAN

Bab ini merupakan bab terakhir yang berisi kesimpulan dan saran dari hasil penelitian, serta merupakan garis besar dari metode penelitian yang telah dilakukan. Kesimpulan adalah hasil akhir dari penelitian yang dilakukan, sedangkan Saran berisi tentang rekomendasi sesuai dengan keterbatasan yang ada pada sistem.



BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

A. Landasan Teori

1 Data Mining

Menurut Larose (2005) *data mining* adalah bidang yang digabung dari beberapa bidang keilmuan yang menyatukan teknik pembelajaran mesin, pengenalan pola, statistic, database, dan visualisasi untuk pengenalan permasalahan pengambilan informasi dari database yang besar (Dedi Saputra, 2020).

Menurut Hernawati *data mining* adalah proses yang mempekerjakan satu atau lebih teknik pembelajaran komputer (*machine learning*) untuk menganalisis dan mengekstraksi pengetahuan (*knowledge*) secara otomatis (Iriadi et al., 2021).

Secara sederhana *data mining* Menurut (Benri et al., 2015) *data mining* terdiri dari beberapa langkah, antara lain:

a. *Data Selection*

Data Selection atau Pemilihan data: Membuat Kumpulan data target, memilih sekelompok data, atau fokus pada subset variable atau sampel data untuk melakukan penemuan. Hasil dari proses seleksi disimpan dalam sebuah file terpisah dari database operasional.

b. *Pre-processing / cleaning data*

Pre -processing dan pembersihan data adalah langkah dasar, yang dilakukan seperti mengurangi kebisingan. Proses pembersihan melibatkan penghapusan dan duplikat, memeriksa data yang bertentangan dan memperbaiki kesalahan dalam data seperti kesalahan ketik. Data dapat diperkaya dengan data atau informasi eksternal yang relevan.

c. *Transformation*

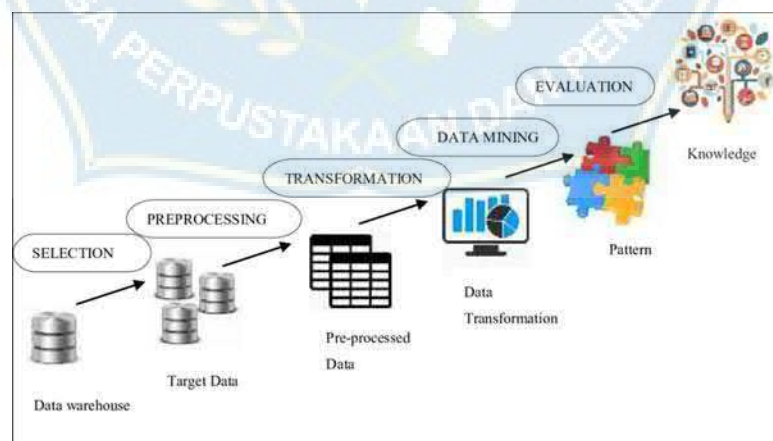
Merupakan proses integrasi pada data yang dipilih, sehingga membuat data cocok untuk proses penambangan data. Ini merupakan proses yang sangat tergantung pada jenis atau pola data yang dicari dalam database.

d. Pemilihan data atau (*Data Mining*)

Pemilihan tugas *data mining* adalah pemilihan tujuan dari dari proses *knowledge discovery in database*, misalnya karakterisasi, klasifikasi, regresi, clustering, asosiasi, dan lain sebagainya. Pemilihan teknik, metode atau algoritma yang tepat sangat bergantung pada tujuan dan proses keseluruhan *knowledge discovery in database*.

e. Evaluasi dan Interpretasi (*Interpretation / Evaluation*)

Merupakan penerjemah pola yang dihasilkan dari *data mining*. Model data yang dihasilkan harus disajikan dalam format yang mudah dimengerti. Ditahap ini diperiksa apakah pola atau informasi yang ditemukan bertentangan dengan fakta atau hipotesa yang telah ada sebelumnya.



Gambar 1 *Knowledge Discovery in Database* (Dunham, 2003)

Data mining dapat membantu mengidentifikasi model tren bisnis yang dapat digunakan untuk membuat keputusan yang lebih baik lagi dan lebih efisien.

Contohnya, penambangan data dapat membuat operasi ke lebih efisien, meningkatkan penjualan, meningkatkan layanan pelanggan, dan meningkatkan keamanan informasi. Namun, penggunaan penambangan data juga dapat menimbulkan masalah privasi, keamanan, dan etika. Oleh sebab itu, pada saat melakukan analisis data dengan menggunakan teknik penambangan data, dan harus diberikan perlindungan khusus pada data pribadi dan data sensitif.

2. Machine Learning

Machine Learning merupakan cabang ilmu dalam pemrograman komputer yang memungkinkan komputer untuk belajar dari data, seperti yang dijelaskan oleh (Amalia Yunia Rahmawati, 2020) Bahwa pembelajaran mesin memungkinkan sistem untuk membuat keputusan tanpa perlu pemrograman manual secara berulang, sehingga meningkatkan kecerdasan komputer melalui pembelajaran dari data yang dimilikinya.

Dalam konsep yang sama, (Amalia Yunia Rahmawati, 2020) menjelaskan bahwa *machine learning* bekerja ketika diberikan data sebagai input untuk menganalisis kumpulan data besar guna mengidentifikasi pola tertentu. Data berperan sebagai bahan input untuk melatih mesin, dapat terdapat dua jenis data utama, yaitu data training untuk melatih *algoritma* dan data *testing* untuk menguji *performa algoritma* setelah dilatih. *Algoritma* yang telah dilatih dapat digunakan untuk menganalisis data baru yang belum pernah ditemui sebelumnya.

Teknologi *machine learning* memproses data besar secara cerdas untuk menghasilkan hasil yang akurat. Jenis-jenis pembelajaran mesin dibedakan berdasarkan teknik pembelajarannya, termasuk *supervised learning*, *unsupervised learning*, *semi-supervised learning*, dan *reinforcement learning*. *Supervised learning* menggunakan data berlabel (data training) untuk melatih mesin, sehingga mesin dapat mengidentifikasi label input untuk prediksi dan klasifikasi. Sementara itu, *unsupervised learning* mencari kesimpulan berdasarkan input data tanpa label.

3. Algoritma Random Forest

Random Forest adalah suatu algoritma *machine learning* yang menggabungkan hasil dari beberapa *decision tree* untuk mencapai hasil akhir. Sesuai dengan namanya, *Forest* atau “hutan” dibentuk dari banyak *tree* (pohon) yang diperoleh melalui teknik *bagging* atau *bootstrap aggregating*. Tiap pohon pada *Random Forest* menghasilkan prediksi, dan prediksi akhir diperoleh melalui pemilihan kelas dengan mayoritas suara dari seluruh pohon. Semakin banyak jumlah pohon, maka akurasi model dapat meningkat dan risiko *overfitting* dapat diminimalkan (Trivusi, 2022).

Leo Breiman dan Adele Cutler memperkenalkan *algoritma Random Forest* berdasarkan konsep *ensemble learning*, dimana beberapa pengklasifikasi digabungkan untuk menyelesaikan masalah kompleks dan meningkatkan kinerja model. *Algoritma* ini juga menggunakan teknik *bagging* untuk melatih pohon-pohon dengan sampel data yang diambil secara acak dengan bergantian.

Proses pemilihan mayoritas suara dari prediksi pohon-pohon membuat *Random Forest* efektif dalam klasifikasi dan *regresi*. Kelebihan lainnya termasuk kemampuannya dalam penanganan dataset besar melalui *paralelisme*, dan daya tahan terhadap *overfitting* berkat kombinasi teknik *bagging*, pemilihan fitur acak, dan *majority voting*. *Random Forest* juga dapat digunakan untuk mengevaluasi pentingnya fitur dalam dataset.

4. Algoritma K-Nearest Neighbor

K-Nearest Neighbor adalah metode yang menjalankan klasifikasi berdasarkan pada kedekatan suatu jarak dengan data lainnya. Pada *K-Nearest Neighbors* nilai *K* berarti data yang paling dekat dari data uji. Karena sederhana dalam melakukan proses klasifikasi pada kelompok data, metode *K-Nearest Neighbors* menjadi salah satu metode pengenalan pola yang umum dan sering dimanfaatkan. Cara kerja *K-Nearest Neighbors* itu sendiri yaitu dengan mencari jarak antara dua titik yakni titik pelatihan dan titik uji, yang selanjutnya dilakukan penilaian dengan *K* tetangga paling dekat dengan data latih. Pada penelitian ini kan menggunakan pengukuran jarak dengan *Euclidean distance*.

Adapun rumus dari *Euclidean distance* dipersentasikan pada persamaan berikut:

$$d_{(x_i x_j)} = \sqrt{\sum_{r=1}^n (x_i - x_j)^2} \quad (1)$$

Dimana,

d = jarak antara x dan y = data pusat kluster

y = data pada atributi = setiap data

n = jumlah data,

x_i = data pada pusat kluster ke i

y_j = data pada setiap data ke i

Ada beberapa hal yang dapat mempengaruhi *K-Nearest Neighbors*, diantaranya yaitu menentukan nilai K terlalu kecil maka akan berdampak pada hasil perkiraan atau prediksi yang diperoleh bisa *sensitive* pada adanya *noise*. Apabila K terlalu besar, maka tetangga paling dekat yang dipilih terlalu banyak dari kelas lain yang tidak relevan karena jaraknya yang terlalu jauh. Pemilihan nilai K genap atau ganjil juga menjadi perhatian. Untuk K genap dengan jumlah klasifikasi genap akan ada kemungkinan voting dari ketua klasifikasi mendapat suara yang sama. Akan tetapi untuk K ganjil dengan jumlah klasifikasi genap akan memudahkan karena dijamin kedua kelas tidak akan mendapat suara yang sama (Hasan et al., 2022).

5. Scikit Learning

Scikit-learn adalah sebuah modul dalam bahasa pemrograman *Python* yang menawarkan beragam *algoritma machine learning*. Representasi yang tersedia didalam *library Python* ini mencakup *fungsi-fungsionalitas* dari *scikit-learn*. *Scikit-learn* menggunakan antarmuka berorientasi tugas yang konsisten, mempermudah perbandingan antar metode. Modul ini menggabungkan berbagai *algoritma machine learning* pembelajaran yang diawasi (*Supervised learning*) dan pembelajaran tidak terawasi (*unsupervised learning*) (Ramadhan et al., 2023). Berikut beberapa konsep dan fungsional penting di *scikit-learn* :

- a. Representasi Data : *Scikit-learn* menyediakan struktur data standar seperti array numpy untuk merepresentasikan data input yaitu data latih(training data) dan data uji (testing data).
- b. Seleksi Model : Fasilitas untuk membagi dataset menjadi data latih dan data uji menggunakan *train_test_split*. Pemilihan model yang sesuai dengan tugas dilakukan dengan berbagai algoritma yang sudah diimple mentasikan, seperti *Decision Trees*, *Support Vector Machines*, danlainnya.
- c. *Training Models* : *Training models* atau pelatihan model dilakukan dengan menggunakan *metode.fit()* pada objek model. Contohnya; *model.fit(x_train, y_train)*.
- d. *Predictions* : Model yang sudah dilatih digunakan untuk membuatprediksi terhadap data baru dengan *metode.predict()*. Contohnya : *y_pred = model.predict(x_test)*.
- e. Evaluasi model : Kinerja model dievaluasi dengan berbagai *metrik*seperti *akurasi*, *presisi*, *recall*, dan lainnya. *Scikit-learn* menyediakanfungsi seperti *accuracy_score*, *confusion_matrix*, dan *classification_report* untuk evaluasi.
- f. *Cross-Validation* : Validasi model dilakukan menggunakan metode *cross-validation* dengan *cross_val_score*. Ini membantu menghindari *overfitting* dan memberikan estimasi yang lebih baik terkait kinerja model.
- g. *Hyperparameter Tuning* : Optimasi parameter model untuk meningkatkan performa menggunakan *Grid Search (GridSearchCV)*atau *Random Search (RandomizedSearchCv)*.

6. Supervised Learning

Supervised Learning adalah metode pembelajaran mesin dimana algoritma menggunakan data yang sudah dilabeli untuk membuat prediksi atau mengambil keputusan. Pada dasarnya, *supervised learning* melibatkan dua komponen utama, yaitu data yang sudah dilabeli dan model yang belajar dari data tersebut untuk melakukan prediksi pada data yang dilihat sebelumnya. Dalam *supervised learning*, data pelatihan yang digunakan untuk melatih model terdiri dari pasangan *input* dan *output* yang sesuai atau label. Tujuannya adalah untuk mengembangkan model yang dapat mempelajari hubungan antara *input* dan *output* sehingga dapat membuat prediksi atau Keputusan yang akurat tentang data (Alber, 2023).

Konsep dasar *Supervised Learning* adalah menghubungkan fitur atau atribut dari data dengan label atau output yang diinginkan. Model *supervised learning* akan belajar untuk mempelajari pola dari data yang dilabeli ini, sehingga dapat membuat prediksi yang akurat pada data baru.

Berikut beberapa jenis-jenis *Supervised Learning* yang umum digunakan :

- a. *Regresi Linier* : Merupakan salah satu jenis yang digunakan ketika *output* yang diinginkan berupa nilai *kontinu*. Tujuan utama dari *regresi linier* adalah untuk menemukan hubungan *linier* antara *variable input* dan *output*. Metode ini sering digunakan untuk memprediksi angka-angka.
- b. *Klasifikasi* : *Klasifikasi* adalah jenis yang digunakan ketika *output* yang diinginkan berupa kategori atau kelas. Dalam *klasifikasi*, model belajar untuk mengklasifikasikan data baru kedalam kategori yang sudah ditentukan sebelumnya.
- c. *Decision Trees* : *Decision trees* atau pohon Keputusan, adalah metode yang berbasis pada struktur pohon. Setiap simpul pada pohon tersebut mewakili keputusan atau tes yang dilakukan pada fitur data. *Decision trees* sering digunakan dalam pengambilan Keputusan yang kompleks dan dapat digunakan baik untuk regresi maupun *klasifikasi*.

Beberapa *algoritma supervised learning* yang sering digunakan dalam pengembangan model prediksi yaitu *Regresi*, *K-Nearest Neighbors* (KNN), dan *Naïve Bayes*. Proses metode *Supervised Learning* terdiri dari beberapa tahapan - tahapan penting sehingga menghasilkan model yang baik diantaranya :

- 1) Pengumpulan Data : tahapan pertama adalah pengumpulan data yang harus mencakup fitur yang relevan dan label sesuai untuk setiap data.
- 2) Pelabelan Data : Dalam metode ini, label data harus ada untuk setiap data agar model dapat belajar dari data yang dilabeli.
- 3) Pembagian Data : setelah pelabelan data, data tersebut harus dibagi menjadi data latih yang digunakan untuk melatih model dan data uji untuk digunakan untuk menguji kinerja model.
- 4) Pelatihan Model : Model *Supervised Learning* akan dilatih menggunakan set data latih. Dalam proses ini, model akan menggali pola yang ada dalam data pelatihan untuk kemudian digunakan dalam membuat prediksi pada data yang sebelumnya.
- 5) Evaluasi Model : langkah terakhir yang dilakukan adalah mengevaluasi kinerja model menggunakan set pengujian. Evaluasi dilakukan dengan membandingkan prediksi model dengan label yang sebenarnya. Metrik evaluasi yang umum digunakan termasuk akurasi, *presisi*, *recall* dan *F1-score*.

Metode ini memiliki kelebihan dalam memprediksi nilai kontinu maupun kategori dan mampu mengatasi masalah kompleks. Namun juga memiliki kekurangan dalam ketergantungan pada kualitas data yang dilabeli dengan benar dan memerlukan proses pelatihan yang memakan waktu dan sumber daya komputasi.

7. Classification

Classification adalah sebuah proses untuk menemukan model atau fungsi yang menjelaskan atau membedakan konsep atau kelas data dengan tujuan untuk memperkirakan kelas dari suatu objek yang labelnya tidak diketahui. Hal ini juga dapat dikatakan sebagai pembelajaran (klasifikasi) yang memetakan sebuah unsur (item) data kedalam salah satu dari beberapa kelas yang sudah didefinisikan (Elfaladonna & Rahmadani, 2019).

Classification dalam data *science* berarti proses memprediksi kelas atau kategori data dengan memanfaatkan nilai yang ada pada data. *Algoritma machine learning* sendiri dibagi menjadi dua, yaitu *supervised* dan *unsupervised learning*. *Classification* termasuk dalam *algoritma supervised learning*, selain itu *classification* sendiri sangat beragam. Berikut beberapa *algoritma classification* diantaranya : *logistic regression*, *random forest*, *Support Vector Machine (SVM)*, *Decision Tree*, dan *Naïve Bayes*.

8. Kelulusan Mahasiswa Tepat Waktu

Kelulusan tepat waktu tentu saja merupakan sebuah capaian yang ingin didapatkan semua setiap mahasiswa bahkan universitas sekalipun. Ini disebabkan karena kelulusan tepat waktu memberikan beberapa manfaat bagi mahasiswa maupun universitas, manfaat bagi mahasiswa itu sendiri tidak perlu membayar biaya kuliah lagi, selain itu mahasiswa juga dapat lebih cepat untuk melamar pekerjaan atau mendapatkan promosi/penyesuaian gaji (bagi mahasiswa yang telah bekerja) dengan memanfaatkan surat tanda kelulusan yang sudah didapatkan, sedangkan dari segi universitas tingkat kelulusan tepat waktu untuk setiap mahasiswanya itu dapat mempengaruhi kualitas dan mutu daripada universitas itu sendiri (Justin, 2023).

Kelulusan mahasiswa adalah keadaan dimana seorang mahasiswa telah menyelesaikan semua persyaratan akademik yang ditetapkan oleh universitas atau perguruan tinggi untuk memperoleh diploma atau gelar sarjana. Persyaratan akademik ini mungkin termasuk menyelesaikan sejumlah kredit tertentu, memenuhi standar akademik yang ditetapkan, dan lulus ujian tesis. Untuk

memperoleh gelar sarjana, seorang mahasiswa harus menyelesaikan program studi yang berlangsung selama 3-5 tahun, tergantung pada jenis program studi yang diselesaikan, dan memenuhi semua persyaratan akademik yang ditentukan.

Kelulusan mahasiswa dalam peraturan akademik Universitas Muhammadiyah Makassar Pasal 41 tentang kelulusan mahasiswa dari program profesi, program magister, program doktor, dan program dokter terapan dinyatakan lulus tepat waktu apabila telah menempuh seluruh beban belajar yang ditetapkan dan memiliki capaian pembelajaran lulusan yang ditargetkan oleh Program Studi dengan Indeks Prestasi Kumulatif (IPK) lebih besar atau sama dengan 3,00 (Alkalah, 2016).

Mahasiswa yang mengambil cuti semester selama Satu atau Dua semester maka mahasiswa tersebut dapat dinyatakan lulus tepat waktu apabila IPK yang diperoleh lebih besar sama dengan 3,00 hal ini dinyatakan dalam peraturan akademik Universitas Muhammadiyah Makassar pada Bab VII Pasal 70 nomor 1 bagian (b) tentang mahasiswa yang mengambil cuti semester maka tidak diperhitungkan sebagai masa studi (Alkalah, 2016).

9. Lama Studi Mahasiswa

Salah satu bentuk evaluasi dari akreditasi perguruan tinggi yaitu lama studi. Lama studi merupakan waktu yang diperlukan mahasiswa dalam menyelesaikan pendidikan yang ditunjukkan oleh tiap-tiap tingkatan, umumnya untuk Tingkat sarjana adalah Empat Tahun. Disamping itu, kelulusan tepat waktu menjadi masalah penting mengingat Tingkat kelulusan menjadi alasan efektifnya perguruan tinggi (Hasan et al., 2022).

Peraturan Akademik Universitas Muhammadiyah Makassar telah menjelaskan pada Pasal 48 tentang Beban dan Lama Studi (belajar) bahwa Program Sarjana (S1) dengan beban belajar mahasiswa paling sedikit 144 SKS, paling lama 7 (Tujuh) tahun akademik, dan mahasiswa program S1 dinyatakan putus studi apabila pada masa studi akhir semester 14 memperoleh kurang 144 SKS dengan IPK lebih kecil dari 2,76 (Alkalah, 2016).

Adapun variable yang berhubungan dengan lama studi untuk seorang mahasiswa dalam penelitian ini yaitu, Indeks Prestasi Kumulatif (IPK), satuan kredit semester (SKS), jumlah mata kuliah wajib yang nilainya bagus, jumlah mata kuliah nilainya buruk dan waktu studi.

10. Indeks Prestasi Semester (IPS)

Indeks prestasi semester yang sering disingkat IPS adalah besaran dihitung dengan cara menjumlahkan perkuliahan anantara nilai huruf setiap mata kuliah yaang ditempuh dan SKS mata kuliah yang bersangkutan dibagi dengan jumlah SKS mata kuliah yang diambil dalam satu semester. Nilai IPS diperoleh dari nilai jumlah total bobot nilai dikalikan dengan SKS mata kuliah semester kemudian dibagi jumlah SKS yang ditempuh sselama Satu semester sehingga menghasilkan nilai Indeks Prestasi Semester (IPS) (Alkalah, 2016).

Peraturan Akademik Universitas Muhammadiyah Makassar Pasal 47 (Alkalah, 2016) juga menjelaskan bahwa mahasiswa diperbolehkan memprogramkan mata kuliah pada semester berikutnya sebanyak 24 SKS dengan syarat IPS lebih besar sama dengan 3,01, adapun jumlah satuan kredit semester yang diprogramkan mulai semester 3 dan seterusnya ditentukan berdasarkan IPS sebelumnya dengan rincian sebagai berikut:

Tabel 1 Rincian IPS dan Jumlah SKS yang boleh diprogramkan

Indeks Prestasi Semester (IPS) Semester Ganjil/Genap Sebelumnya	Jumlah SKS yang boleh diprogramkan pada Semester Ganjil/Genap Berikutnya
3,01 – 4,00	21 – 24
2,01 – 3,00	18 – 20
1,01 – 2,00	15 – 17
0,00 – 1,00	12 – 14

11. Indeks Prestasi Kumulatif (IPK)

Indeks prestasi kumulatif atau yang disingkat IPK adalah besaran yang dihitung dengan cara menjumlahkan perkalian antara nilai angka setiap mata kuliah yang ditempuh dan SKS mata kuliah bersangkutan dibagi dengan jumlah SKS mata kuliah yang telah diprogramkan (Alkalah, 2016). Total IPK diperoleh dari jumlah total bobot nilai dikalikan dengan SKS mata kuliah yang sudah ditempuh kemudian dibagi dengan jumlah SKS yang sudah ditempuh selama semester sehingga menghasilkan nilai total IPK.

Tabel 2 Penilaian hasil belajar mata kuliah dinyatakan dalam huruf

No	Nilai Angka	Nilai Huruf	Nilai Bobot	Keterangan
1	90-100	A	4,00	Lulus
2	85-89	A-	3,75	Lulus
3	80-84	B+	3,5	Lulus
4	75-79	B+	3	Lulus
5	70-74	B-	2,75	Lulus
6	60-69	C	2,5	Lulus
7	<60	E	0	Tidak Lulus

B. Penelitian Terkait

Peneliti menggali banyak inspirasi dan referensi untuk menyusun skripsi ini melalui telaah penelitian sebelumnya yang terkait dengan latar belakang masalah. Penelitian sebelumnya yang menjadi fokus mencakup:

Tabel 3 Penelitian Terkait

Peneliti	Tujuan/Kasus	Metode/Algoritma	Hasil
(Irawan et al., 2023)	Menciptakan sebuah model yang menggunakan algoritma K-NN dan <i>Random Forest</i> yang dioptimasi dengan PSO, untuk mencapai kinerja	Algoritma random Forest dan <i>K-Nearest Neighbor</i>	akurasi sebesar 97,89% dan AUC Sebesar 0,993 dan <i>K-Nearest Neighbors</i> menghasilkan nilai

	algoritma yang memiliki akurasi tinggi.		akurasi 96,74% dan AUC sebesar 0,986.
--	---	--	---------------------------------------

(Yanti et al., 2023)	Untuk mengetahui apakah kedua metode ini dapat melakukan klasifikasi terkait kasus tweet isu minyak goreng serta ingin mengetahui metode mana yang memiliki Tingkat akurasi yang lebih baik dalam melakukan klasifikasi data tweet tentang isu minyak goreng Indonesia.	<i>Random Forest</i> dan K-NN	Hasil pengujian dengan metode <i>Random Forest</i> pada skenario 1 hasil akurasi lebih unggul. Rata-rata akurasi dari metode K-NN yaitu sebesar 72,86%, presisi 52,26% dan recall 41,04%. Sedangkan pada metode <i>Random Forest</i> rata-rata akurasi sebesar 73,37%, presisi 52,26% dan recall 34,28%.
-----------------------------	---	-------------------------------	--

(Hasan et al., 2022)	Mengklasifikasi lama studi mahasiswa dengan menyeleksi fitur-fitur yang tidak	Algoritma Random Forest dan K-NN	Jumlah data sampel pada penelitian ini yakni 75 sehingga untuk nilai $s=75$, dengan 42 orang tepat
-----------------------------	---	----------------------------------	---

memiliki pengaruh.

waktu dan 33 orang yang lewat batas waktu.

Penelitian ini mencapai akurasi klasifikasi sebesar 86,67% menggunakan metode K-Nearest neighbors dan 100% akurasi

menggunakan metode random forest.

(Oon Wira Yuda et al., 2022)

Klasifikasi kelulusan mahasiswa tepat waktu

Random Forest

Pada Implementasi metode *Random Forest* dengan menggunakan Bahasa pemrograman *Phyton*, data yang diperoleh dilakukan *Split data* 80:20 dengan menampilkan hasil *feature importance* yang diperoleh yaitu nilai *feature importance* IPK dengan *score* 0.6305 *feature importance* total studi dengan *score* 0.3138 dan *feature importance* total

			SKS dengan <i>score</i> 0.0555.
(Suwardika et al., 2019)	Memprediksi ketepatan waktu studi mahasiswa di perguruan tinggi. dengan lama studi mahasiswa, dan memberikan kontribusi tentang faktor-faktor yang dapat memengaruhi ketepatan waktu studi.	Metode Naïve Bayes	hasil penelitian menunjukkan tingkat rata-rata akurasi sebesar 80,5% dengan menggunakan K-Fold Cross Validation diperoleh standar deviasi 3,02%.
(Anggreani et al., 2018)	Tujuan penelitian ini adalah meningkatkan kualitas perguruan tinggi dengan cara menyimpulkan dan mengidentifikasi atribut-atribut krusial yang dapat meningkatkan kualitas mahasiswa dari institusi tersebut.	Metode Naïve bayes	Dari pengujian hasil prediksi dengan data uji sebanyak 20 didapatkan nilai akurasi 60% dan 30 data uji didapatkan nilai akurasi sebesar 76%.

C. Kerangka Berfikir



Gambar 2 Diagram Kerangka Pikir

Pada gambar diatas menunjukkan kerangka pikir yang menjelaskan tentang kerangka pikir dari penelitian ini, yaitu yang pertama masalah menentukan kelulusan mahasiswa masih manual dan lambat, selanjutnya solusi yang diberikan yaitu membuat sistem prediksi kelulusan mahasiswa selanjutnya tindakan yaitu dengan menerapkan data mining menggunakan metode *Random Forest* dan *K-Nearest Neighbors* dan target implementasi yaitu fakultas teknik Universitas Muhammadiyah Makassar dengan hasil memberikan kemudahan dalam memprediksi Tingkat kelulusan mahasiswa Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar.

BAB III

METODE PENELITIAN

A. Tempat dan Waktu penelitian

Tempat dan waktu penelitian merupakan dua hal yang sangat penting yang harus ditentukan dalam proses penelitian. Kedua faktor ini berperan penting dalam menentukan validitas dan akurasi hasil penelitian yang dilakukan.

Tempat penelitian merupakan suatu lokasi atau objek yang akan dilakukan penelitian. Penentuan lokasi penelitian merupakan hal penting bagi peneliti dalam proses penelitian sebab akan memudahkan peneliti dalam melakukan penelitian. Lokasi pengambilan data penelitian ini dilakukan di Universitas Muhammadiyah Makassar Lantai 3 Simak Fakultas Teknik, tepatnya di Jl.Sultan Alauddin No. 259, Kota Makassar, Sulawesi Selatan.

Adapun Waktu penelitian yang dilaksanakan dimulai pada bulan Februari 2024 sampai proses pengumpulan data selesai.

B. Alat dan Bahan

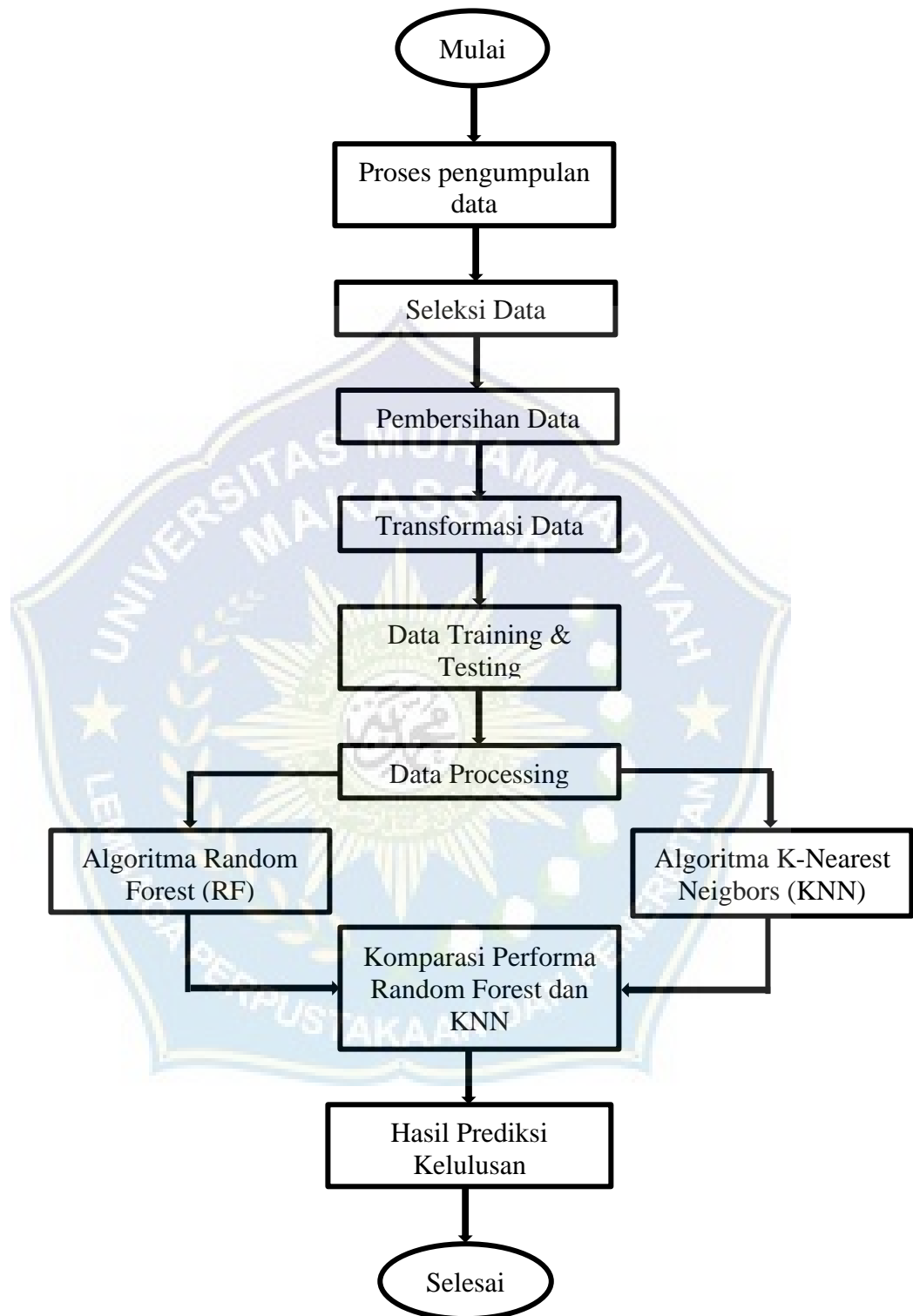
Adapun alat dan bahan yang akan digunakan dalam penelitian ini yaitu:

1. Kebutuhan *Hardware* (Perangkat Keras)
 - a. Laptop Acer Aspire 314
 - b. Ram 8,00 GB
 - c. OS Windows 11
 - d. Intel(R) Core(TM) i3-N305 1.80 GHz.
2. Kebutuhan *Software* (Perangkat Lunak)
 - a. *Visual Studio Code*
 - b. *Python*
 - c. System Operasi Windows 11.

C. Perancangan Sistem

Perancangan sistem merupakan langkah-langkah yang terlibat dalam pemodelan, perancangan, dan konstruksi suatu sistem untuk memenuhi kebutuhan khusus dan memecahkan masalah tertentu pada penelitian ini. Tahapan ini melibatkan pemilihan teknologi yang sesuai, penentuan arsitektur sistem, desain antarmuka pengguna, pemilihan metode dan algoritma pemrograman, serta pengujian menyeluruh untuk memastikan kinerja optimal. Proses ini bertujuan untuk menghasilkan solusi yang efisien dan efektif sesuai dengan tujuan dan persyaratan yang telah ditetapkan.

Penggunaan *Flowchart*, sangat bermanfaat dalam pembuatan dan pengembangan sistem karena menyediakan ilustrasi visual yang jelas terhadap alur kerja. Dengan menggunakan *Flowchart*, peneliti dan pengembang sistem dapat dengan mudah memahami hubungan antara komponen-komponen utama dan langkah-langkah yang terlibat dalam sistem. *Flowchart* membantu dalam mengidentifikasi potensi masalah, memungkinkan perbaikan sebelum implementasi, dan menjadi alat komunikasi yang efektif antara tim pengembangan. Selain itu, *flowchart* juga membantu dalam pemilihan *algoritma*, memandu proses pengujian dan *debugging*, serta berfungsi sebagai bentuk dokumentasi yang berguna untuk menjelaskan konsep sistem kepada berbagai pemangku kepentingan. Dengan demikian, penggunaan *flowchart* membantu menyederhanakan kompleksitas dan meningkatkan pemahaman terhadap alur kerja sistem secara keseluruhan.



Gambar 3 Flowchart Random Forest Dan K-Nearest Neighbors

Pada gambar diatas penulis akan menjelaskan tahapan-tahapan penelitian untuk mengklasifikasikan kelulusan mahasiswa Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar.

1. Tahapan awal yang dilakukan yaitu mulai dari Pengumpulan Data, pada proses pengumpulan data, dilakukan dengan mengumpulkan data kelulusan mahasiswa Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar.
2. Tahapan kedua Seleksi Data Pada proses seleksi data ini dengan menghilangkan beberapa atribut yang tidak relevan dengan tujuan penelitian.
3. Tahapan ketiga Pembersihan Data Tahapan ini bertujuan untuk memastikan tidak ada duplikasi data, mengidentifikasi data yang tidak konsisten, dan memperbaiki kesalahan pada data, seperti kesalahan pencetakan, sehingga data dapat diproses. Dan digunakan untuk penambahan data. Dalam proses pembersihan data ini telah ditemukan data yang salah, data ganda dan data yang tidak konsisten sehingga penulis masih melakukan *cleaning* data agar dihasilkan data yang baik.
4. Tahapan keempat *Transformasi* Data Tahapan *transformasi* data ini dilakukan dengan mengubah data menjadi format yang sesuai untuk pemrosesan *data mining*.
5. Tahapan kelima Data *Training* dan *Testing* Pada tahap ini dilakukan pembagian data menjadi *data training* dan *testing*.
6. Tahapan keenam Pengolahan Data (*Data Processing*) Pada tahap ini dilakukan *Data processing*.
7. Tahapan ketujuh Analisis Algoritma *Random Forest* dan *K-Nearest Neighbors* pada tahapan ini dilakukan analisis prediksi kelulusan mahasiswa dengan algoritma *Random Forest* dan *K-Nearest Neighbors*.
8. Tahapan terakhir Hasil Prediksi Kelulusan Mahasiswa Pada tahapan ini diberikann hasil prediksi kelulusan mahasiswa dengan algoritma *Random Forest* dan *K-Nearest neighbors*.

D. Teknik Pengujian Sistem

Teknik pengujian sistem yang dilakukan dengan teknik empiris yang merujuk pada pengetahuan atau metode yang diperoleh melalui pengamatan langsung atau pengalaman praktis. Dalam ilmu pengetahuan, metode empiris berfokus pada pengumpulan data melalui *observasi* atau *eksperimen* untuk menyusun fakta – fakta yang dapat diukur dan diulangi. Pendekatan empiris mendasarkan kesimpulan pada bukti empiris yang dapat diamati dan diuji.

Contohnya, dalam riset ilmiah, metode melibatkan desain eksperimen, pengumpulan data, dan analistik untuk mendapatkan pemahaman yang lebih baik tentang fenomena tertentu. Pendekatan ini menekankan *validitas* dan *produktibilitas* hasil untuk membangun pengetahuan yang dapat diandalkan.

E. Teknik Analisis Data

Teknik analisis data merupakan proses yang dilakukan dalam pengumpulan, pembersihan, transformasi, pengolahan data untuk mendapatkan informasi yang berguna dan bermakna . tujuan utama dari teknik analisis data adalah untuk mengidentifikasi pola, tren, dan hubungan dalam data sehingga dapat digunakan untuk pengambilan keputusan dan memberikan wawasan yang lebih baik.

Teknik analisis data mencakup berbagai metode dan alat statistik, matematika, atau komputasi yang digunakan untuk memproses dan memanipulasi data, seperti penambangan data, Pembelajaran mesin, statistic deskriptif, dan visualisasi data.

Proses analisis data pada penelitian ini memiliki 3 langkah yaitu:

1. Reduksi Data

Menurut Bapak Sugishirono, reduksi data berarti jumlah data yang diperoleh dari lapangan cukup besar, sehingga perlu dicatat secara cermat dan detail. Data yang telah direduksi memberikan gambaran yang lebih jelas dan memudahkan peneliti untuk mengumpulkan dan mengambil data selanjutnya sesuai kebutuhan (Mujadilah, 2023).

Dengan mereduksi data, setiap peneliti diarahkan pada tujuan yang ingin dicapai. Fokus utama penelitian kualitatif adalah hasil. Oleh karena itu, jika peneliti menemukan *outlier*, *unknown's* dan kuantitatif yang tidak berpola maka peneliti harus berhati-hati dalam mengecilkan data.

1 Display Data

Display data, atau biasa juga disebut penyajian data, merupakan komponen kedua dari kegiatan analisis data. Menurut Miles dan Huberman, 1992:17 Penyajian data adalah Kumpulan informasi terstruktur yang dijelaskan dalam bentuk narasi yang memungkinkan peneliti menarik kesimpulan penelitian dan mengambil tindakan. Dan menurut Sutopo, 2002:92 Penyajian data ini merupakan rangkaian yang disusun secara logis dan sistematis untuk membantu peneliti memahami apa yang sedang terjadi dan memungkinkan peneliti melakukan tindakan analitis berdasarkan pemahaman tersebut (Mujadilah, 2023).

Hasil reduksi disajikan dengan cara tertentu per pola, kategori, fokus, dan topik yang ingin dipahami untuk memahami masalah. Dengan melihat data memungkinkan peneliti untuk melihat gambaran besar atau bagian eksklusif dari temuan penelitian mereka. Dalam penelitian kualitatif, penyajian data berupa deskripsi singkat, diagram, interaksi antara kategori, flowchart, dan sebagainya. Teks deskriptif adalah jenis yang sering digunakan untuk menyajikan data dalam penelitian kualitatif.

2 Penarikan Kesimpulan

Penarikan kesimpulan merupakan tahapan akhir dari teknik analisis data yang dilakukan dengan mempertimbangkan hasil reduksi data yang masih relevan dengan tujuan analisis yang ingin dicapai. Tahap ini bertujuan untuk mencari makna dari data yang dikumpulkan dengan mencari hubungan, persamaan, atau perbedaan guna menarik kesimpulan sebagai jawaban dari permasalahan yang ada.

Kesimpulan awal disajikan masih bersifat sementara dan dapat berubah jika tidak ditemukan bukti pendukung pada tahap pengumpulan

data selanjutnya. Namun, jika kesimpulan yang diajukan pada tahap awal didukung oleh bukti-bukti yang valid, maka kesimpulan yang dihasilkan merupakan kesimpulan yang kredibel. Tujuan validasi adalah agar penilaian keabsahan data lebih akurat dan objektif, suatu tujuan termasuk dalam konsep dasar analisis.

Dengan demikian, konklusi pada penelitian mungkin bisa menjawab rumusan masalah perkara yang dirumuskan semenjak awal lantaran sudah ditemukan bahwa perkara dan rumusan pada penelitian kualitatif masih bersifat sementara dan akan berkembang sesudah penelitian berada pada lapangan.



BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Pengumpulan Data

Pada tahap ini akan disajikan hasil dan pembahasan mengenai prediksi kelulusan mahasiswa menggunakan metode *Random Forest* dan KNN (*K-Nearest Neighbors*). Hasil eksperimen meliputi pengelompokan data mahasiswa berdasarkan atribut Nama, masa studi, total SKS, IPK dan Nilai IPS semester 1 hingga Nilai IPS Semester 7 menggunakan metode *Random Forest* dan KNN (*K-Nearest Neighbors*).

Tahapan pengumpulan data dalam penelitian ini dilakukan melalui SIMAK Universitas Muhammadiyah Makassar. SIMAK adalah sumber data resmi yang merekam informasi akademik mahasiswa, termasuk riwayat akademik, nilai mata kuliah, dan status akademik lainnya. Data yang dikumpulkan melibatkan mahasiswa Program Studi Teknik Pengairan Fakultas Teknik yang masuk antara tahun 2018 hingga 2022. Hal ini memberikan cakupan data yang melibatkan beberapa angkatan mahasiswa. Informasi yang dikumpulkan mencakup data lengkap tentang mahasiswa, seperti nama, nomor induk mahasiswa, semester masuk, nilai, dan atribut relevan lainnya. Berikut adalah gambaran data yang diperoleh:

Tabel 4 Data Mentah Mahasiswa Pengairan

Nim	Nama	Nama Mata Kuliah	SKS	Kode Nilai	...
105811100118	ISWANDI	PENDIDIKAN AGAMA ISLAM	2	A	...
105811100318	ADELLINA SAHNAZ SUSANTO PUTRI	BAHASA INDONESIA	2	A	...
105811123518	RIFKI RAIHAN M	BAHASA INGGRIS TEKNIK 1	2	E	...
105811100219	M.TAUFIK HIDAYAT	AL ISLAM KEMUHAMMADIYAHAN VI	1	B+	...
...

105811100920	FATIMA AZZAHRA	AL ISLAM KEMUHAMMADIYAHAN VI	1	A-	...
10581110520	Mahmud	REKLAMASI DAN BANGUNAN PANTAI	3	A	...
10581110121	MUHAMMAD RAFLI	HIDROLOGI TEKNIK DASAR	2	E	...
105811107922	Nabil Amri Pahlaguna	FISIKA I	2	E	...
105811100223	MUH. ARAS ASRULLAH	...	HIDROLIKA I	2	K	...

Pada tabel 2 di atas menunjukkan data mahasiswa yang mencakup berbagai aspek seperti nim, nama mahasiswa, tahun, periode KRS, kode mata kuliah, jumlah Satuan Kredit Semester (SKS) jumlah mata kuliah wajib yang mendapat nilai baik, jumlah mata kuliah yang mendapat nilai buruk, dan durasi waktu studi, nilai bobot dan status nilai. Data tersebut merupakan data mentah yang didapatkan dari simak fakultas, yang akan di gunakan untuk memprediksi kelulusan mahasiswa.

B. Transformasi Data

Pada proses transformasi data ini dilakukan guna untuk pemilihan atribut yang akan digunakan sebagai inputan untuk analisis.

Kemudian pada proses selanjutnya dilakukan pembersihan data seperti mengisi atau menghapus data yang nilainya hilang untuk memastikan integritas data atau keaslian, lalu menghapus nilai yang terdeteksi duplikat dengan data lain, dan menghapus variabel data yang tidak digunakan seperti variabel tahun, periode KRS, kode mata kuliah, nama mata kuliah dan bobot nilai. Sehingga variabel data yang digunakan yaitu, nim, nama, dan ditambahkan variabel data seperti jumlah semester, total SKS, jumlah IPS dari semester 1 hingga semester 7 dan juga jumlah IPK. Dimana variabel tersebut yang dibutuhkan dalam penelitian ini untuk menentukan tingkat kelulusan mahasiswa. Data yang diperoleh setelah dilakukan transpormasi data yaitu sebagai berikut :

Tabel 5 Data Mahasiswa setelah dilakukan *Transformasi* Data

Nim	Nama	jumlah_ semester	IPS 1	SKS 1	...	IPS 8	SK S8	total_ SKS	total_ IPK
1058111001 18	ISWANDI	2	3,3	23	...	0	0	43	3,07
1058111002 18	FIRDAUS	10	3,26	21	...	2,5	6	156	3,48
1058111003 18	ADELLINA SAHNAZ SUSANTO PUTRI	9	3,78	23	...	1,54	5	156	3,78
1058111004 18	USMAN D	3	3,7	23	...	0	0	67	3,45
1058111005 18	REHAN APRILLAH	10	3,3	23	...	2,31	6	156	3,43
.....
1058111222 19	AL VADJRI PRATAMA	0	0	0	...	0	0	0	0
1058111001 19	NURUL FADLI	9	3,26	23	...	1	2	132	3,23
1058111002 19	M.TAUFIK HIDAYAT	9	2,78	21	...	3,11	19	150	3,19
1058111003 19	RISAL AGUSTIANS A	8	3,26	23	...	3,78	18	156	3,25
1058111004 19	WIRANTO	3	2,7	21	...	0	0	47	2,85
.....
1058111104 22	ABDUL HADI ARIF	4	1,95	18	...	0	0	35	1,46
1058111001 22	Anugrah Anastasia	4	3,72	24	...	0	0	71	3,58
1058111002 22	AYU DWI PRATIWI	4	3,6	24	...	0	0	67	3,37
1058111003 22	Novi Julianti	4	3,6	24	...	0	0	71	3,67
1058111004 22	ABU BAKRI SHADIQANI	4	3,52	24	...	0	0	61	2,72

Tabel diatas merupakan tampilan dataset yang telah dilakukan *transformasi* data yang menghilangkan beberapa variabel atau atribut data sebelumnya. Dan menghasilkan data dengan variabel nim, nama, jumlah semester, IPS1 sampai IPS8 dan SKS1 hingga SKS8 yang dimana nilai IPS1 hingga IPS8 diperoleh dari nilai

jumlah total bobot nilai dikalikan dengan SKS mata kuliah satu semester kemudian dibagi jumlah SKS yang ditempuh selama satu semester sehingga menghasilkan nilai Indeks Prestasi Semester (IPS). Dan total IPK diperoleh dari jumlah total bobot nilai dikali dengan SKS mata kuliah yang sudah ditempuh kemudian dibagi dengan jumlah SKS yang sudah ditempuh selama semester sehingga menghasilkan nilai total nilai IPK semester.

C. Normalisasi Data

Selanjutnya, dilakukan pemilihan atribut dan pembersihan data yang tidak digunakan agar dapat diolah atau dianalisis lebih efektif. Proses ini mengubah nilai-nilai dari suatu variabel sehingga dapat dibandingkan dalam skala yang sama. Tujuan normalisasi adalah untuk menghindari bobot yang tidak seimbang pada atribut dalam suatu model analisis data.

Tabel 6 Min dan Max

	Nim	jumlah_semester	IPS 1	SKS 1	...	IPS 8	SKS 8	total_SKS	total_IPK	Unname: 22	Unname: 23
count	1.082000e+03	1082.000000	1082.0000	1082.0000	...	1082.0000	1082.0000	1082.0000	1082.0000	0.0	1.0
mean	1.058111e+11	6.568392	2.631932	18.368762	...	1.084094	4.406497	90.816543	2.933558	NaN	0.0
std	7.655726e+03	3.598931	1.200460	7.162697	...	1.346767	6.160754	55.474847	0.884178	NaN	NaN
min	1.058111e+11	0.000000	0.000000	0.000000	...	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	NaN	0.0
25%	1,06E+17	4.000.000	2.000000	18.000000	...	0.000000	0.000000	39.250000	2.790000	NaN	0.0
50%	1.058111e+11	7.000.000	3.130000	22.000000	...	0.000000	0.000000	91.000000	3.200000	NaN	0.0

75%	1.0581 11e+1 1	9.000.0 00	3.550 .000	23.00 0.000	...	2.230 000	8.000 .000	147.0 0000	3.480 .000	NaN	0.0
max	1.0581 12e+1 1	13.000. 000	4.000 .000	36.00 0.000	...	4.000. 000	61.00 0.000	1590 0000	4.000 .000	NaN	0.0

Proses min-maks dilakukan untuk mencakup normalisasi nilai yang mendukung analisis data. Data historis ini memberikan landasan yang kuat untuk melatih model, karena mencakup informasi tentang mahasiswa dari berbagai angkatan.

D. Pelabelan Data Mahasiswa

Proses pelabelan data mahasiswa dilakukan dalam tahap pelabelan kelulusan mahasiswa yang merupakan langkah penting untuk penelitian ini, terutama ditujukan untuk mengidentifikasi dan memahami karakteristik yang membedakan tingkat kelulusan tepat waktu mahasiswa. Dalam pelabelan data mahasiswa yang ditentukan yaitu prediksi tingkat kelulusan dimana pelabelannya itu terdiri dari status kelulusan berupa prediksi lulus tepat waktu dan prediksi tidak lulus tepat waktu dalam semester tertentu.

Dalam pelabelan data mahasiswa variabel atau atribut yang akan digunakan sebagai inputan yaitu nim, nama, jumlah semester, total SKS, nilai IPS semester 1 sampai semester 7, dan yang terakhir variabel yang digunakan yaitu nilai IPK.

Kriteria yang digunakan dalam pelabelan ini yaitu : PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU; apabila mahasiswa menyelesaikan masa studinya dalam jangka waktu 8 semester dengan memperoleh total nilai SKS 150, atau sesuai dengan yang telah ditentukan di universitas itu sendiri dan memenuhi semua persyaratan akademik. PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU ; jika mahasiswa tersebut tidak menyelesaikan masa studinya dalam jangka waktu yang ditentukan dan tidak memenuhi persyaratan akademik.

Berikut merupakan gambaran dari data mahasiswa yang telah dilakukan pelabelan, terdapat diujung tabel terdiri tabel label mahasiwa yang prediksinya tidak lulus tepat waktu karena nilai IPK yang diperoleh tidak memenuhi standar

dalam persyaratan dikampus itu sendiri.

Tabel 7 Dataset

No	Nim	Nama	jumlah _semest er	IPS 1	SK S 1	...	IPS 8	SK S 8	total_ SKS	total_ IPK	label
0	10581110 0117	NOER MUHA MMAD INDRA MOESLI M RAHMA N	6	2.32	18	...	0.00	0	46	2.54	TIDA K LUL US TEP AT WAK TU
1	10581110 0217	SULIMI N	7	0.59	9	...	0.00	0	23	1.96	TIDA K LUL US TEP AT WAK TU
2	10581110 0317	UMMU KALSU M	9	3.82	22	...	1.83	2	156	3.61	TIDA K LUL US TEP AT WAK TU
3	10581110 0417	FIRMA N	13	2.68	18	...	2.36	20	143	3.15	TIDA K LUL US TEP AT WAK TU
4	10581110 0517	MUH. IRWAN SYAH	13	3.32	20	...	3.08	24	153	3.48	TIDA K LUL US TEP AT WAK TU
....
10 77	10581111 0022	Muh. Zulfadli Amrulla h	2.0	1.43	12. 0	...	0.00	0.0	14.0	0.87	PRE DIKS I TIDA

												K LUL US TEP AT WAK TU
10 78	10581111 0122	Galih Reyhan Ramadaf i	3.0	0.16	2.0	...	0.00	0.0	9.0	0.37		PRE DIKS I TIDA K LUL US TEP AT WAK TU
10 79	10581111 0222	Zul fadli	3.0	3.29	22. 0	...	0.00	0.0	62.0	3.13		PRE DIKS I LUL US TEP AT WAK TU
10 80	10581111 0322	MUH. WAHIDI N RUSLA N	4.0	1.87	12. 0	...	0.00	0.0	17.0	1.03		PRE DIKS I TIDA K LUL US TEP AT WAK TU
10 81	10581111 0422	ABDUL HADI ARIF	4.0	1.95	18. 0	...	0.00	0.0	35.0	1.46		PRE DIKS I TIDA K LUL US TEP AT WAK TU

Tabel diatas merupakan tabel dataset yang akan diterapkan dalam algoritma *Random Forest* dan *K-Nearest Neighbor* (KNN) yang menampilkan nim, nama, jumlah semester, ips, sks, dan ipk, sebagai data inputan variabel label sebagai data

label dari dataset prediksi kelulusan mahasiswa.

E. Implementasi Proses Machine Learning

1. Proses Machine Learning Random Forest

```
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
import warnings
import sklearn
from sklearn.impute import SimpleImputer
warnings.simplefilter("ignore")
```

Kode tersebut berfungsi untuk mengimpor berbagai pustaka yang akan digunakan dalam analisis data, *Visualisasi* serta pemodelan *machine learning* dan untuk mengatur beberapa konfigurasi awal.

Mengimpor Pustaka *pandas* untuk memanipulasi dan analisis data, terutama dalam bentuk tabel (*DataFrame*), sedangkan *pustaka numpy* digunakan untuk operasi numerik efisien, terutama pada *array multidimensi*. Untuk visualisasi data, Pustaka *matplotlib.pyplot* dan *seaborn* digunakan untuk membuat grafik untuk Pustaka *matplotlib* sedangkan untuk Pustaka *seaborn* digunakan untuk untuk membuat visualisasi data yang lebih menarik dan informatif, dibangun di atas *matplotlib*. Pustaka *warnings* digunakan untuk mengontrol peringatan yang muncul selama eksekusi kode *Python*, pustaka *warnings* sering kali digunakan untuk menyembunyikan peringatan yang tidak diinginkan. Pustaka *sklearn (scikit-learn)* digunakan untuk tugas-tugas *machine learning* seperti preprocessing data, training model, dan evaluasi, dengan *SimpleImputer* sebagai kelas dalam *scikit-learn* yang digunakan untuk menangani data yang hilang dengan cara menggantinya dengan nilai statistik seperti mean, median, atau modus. Menyembunyikan peringatan mengatur agar semua peringatan diabaikan, yang berguna untuk menghindari peringatan yang tidak relevan atau mengganggu saat menjalankan kode.

```

#Import manajemen dataset
df=pd.read_excel("Dataset .xlsx", sheet_name =
'Sheet1')
df.describe()

```

Kode ini digunakan untuk mengimpor dan menampilkan ringkasan statistik dari dataset yang disimpan dalam file Excel. Berikut adalah penjelasan rinci dari setiap baris kode:

1. Mengimpor dataset dari file Excel:
 - a. *pd.read_excel* adalah fungsi dari pustaka *pandas* yang digunakan untuk membaca file Excel.
 - b. “*Dataset .xlsx*” adalah nama file Excel yang akan dibaca.
 - c. *Sheet_name='Sheet1'* menentukan bahwa data yang akan diambil dari sheet pertama excel yang bernama ‘*Sheet1*’.
 - d. Data yang diimpor akan disimpan dalam *DataFrame df*
2. Menampilkan ringkasan statistic:

df.describe() adalah metode *pandas* yang memberikan ringkasan *statistic* dari *DataFrame df*, seperti *mean*, *standard deviaton*, *min*, *mix*, dan *quartile values* untuk setiap kolom numerik dalam *DataFrame*.
3. *df* pada baris terakhir bertujuan untuk menampilkan keseluruhan *DataFrame df*.

```

start_col = 2
end_col = 20

x= df.iloc[:, start_col:end_col+1]

```

```

y=df.iloc[:, 21]

```

x

y

Kode ini digunakan untuk memilih subnet dari kolom dalam *DataFrame df* dan membagi data menjadi fitur (x) dan target (y). berikut penjelasan rinci dari setiap baris kode:

1. Menentukan indeks kolom awal dan akhir:
 - a. `start_col = 2` menetapkan bahwa kolom awal untuk subnet adalah kolom dengan indeks 2 (kolom ketiga dalam *DataFrame*, karena indeks dimulai dari 0).
 - b. `end_col = 20` menetapkan bahwa kolom akhir untuk subnet adalah kolom dengan indeks 20.
2. Memilih subnet kolom sebagai fitur (x):
 - a. `Df.iloc[:, start_col:end_col+1]` menggunakan `.iloc` untuk memilih kolom dari `start_col` hingga `end_col`, ditambah satu untuk memastikan kolom dengan indeks `end_col` disertakan.
 - b. `x` adalah *DataFrame* yang berisi kolom-kolom yang dipilih tersebut.
3. Memilih kolom target (y)
 - a. `df.iloc[:,21]` menggunakan `.iloc` untuk memilih kolom dengan indeks 21 (kolom ke-22 dalam *DataFrame*) sebagai target (y).
4. Menampilkan target (x):

Menampilkan `x`, yang berisi sebuah subnet kolom yang dipilih sebagai fitur. Jika dijalankan di lingkungan interaktif seperti *Visual studio Kode*, ini akan menampilkan *DataFrame* tersebut.

```
from sklearn.model_selection import
train_test_split
x_train, x_test, y_train, y_test =
train_test_split(x,y,random_state=0,test_size=0.1)
```

Kode ini digunakan untuk membagi dataset menjadi set pelatihan (*training set*) dan set pengujian (*test set*). Berikut penjelasan dari setiap baris kode:

1. Mengimpor `train_test_split` dari *scikit-learn*:

`train_test_split` adalahh fungsi dari Pustaka *scikit-learn* yang digunakan untuk membagi dataset menjadi subnet pelatihan dan pengujian.
2. Membagi dataset menjadi set pelatihan dan pengujian:

a. `train_test_split(x, y, random_state=0, test_size=0.1)` membagi dataset menjadi empat subnet:

- 1) `x_train`: fitur untuk set pelatihan.
- 2) `x_test`: fitur untuk set pengujian.
- 3) `y_train`: target: target untuk set pelatihan
- 4) `y_test`: target untuk set pengujian.

b. Parameter yang digunakan:

- 1) `x` dan `y`: `DataFrame x` dan `series y` yang telah dipilih sebelumnya sebagai fitur dan target.
- 2) `random_state=0`: Menetapkan nilai set untuk memastikan pembagian dataset yang konsisten setiap kali kode dijalankan. Ini berguna untuk reproduksibilitas hasil.
- 3) `test_size=0.1`: Menentukan bahwa 10% dari data akan digunakan sebagai set pengujian, sementara 90% sisanya akan digunakan sebagai set pelatihan.

```
from imblearn.over_sampling import SMOTE
imputer = SimpleImputer(strategy='mean') #mengubah
NAN menjadi nilai rata2
x = imputer.fit_transform(x)
smote = SMOTE(random_state=42)
x_resampled, y_resampled = smote.fit_resample(x, y)
```

Kode tersebut bertujuan untuk menangani nilai yang hilang dalam dataset dan mengatasi masalah ketidakseimbangan kelas menggunakan teknik *oversampling* SMOTE (*Synthetic Minority over-sampling Technique*). Berikut penjelasan dari setiap baris kode diatas:

1. Mengimpor SMOTE dari *imbalanced-learn*:

SMOTE adalah teknik *oversampling* yang digunakan untuk menangani ketidakseimbangan kelas dalam dataset. Ia bekerja dengan membuat sampel sintetis dari kelas minoritas untuk menyeimbangkan jumlah sampel dalam setiap kelas.

2. Menginisialisasi *SimpleImputer* untuk mengisi nilai yang hilang:
 - a. *SimpleImputer* adalah kelas dari *scikit-learn* yang digunakan untuk menangani nilai yang hilang dalam dataset.
 - b. *Strategy='mean'* menetapkan strategi untuk mengganti nilai yang hilang dengan rata-rata nilai dari kolom tersebut.
3. Mengganti nilai yang hilang dalam fitur (x) dengan rata-rata:
 - a. *imputer.fit_transform(x)*:
 - 1) *fit* menghitung rata-rata dari setiap kolom fitur dalam x .
 - 2) *transform* menggantikan nilai yang hilang dengan rata-rata yang telah dihitung.
 - b. Hasilnya adalah x yang telah diisi dengan nilai rata-rata untuk setiap nilai yang hilang.
4. Menginisialisasi *SMOTE*:
 - a. *SMOTE(random_state=42)* menginisialisasi objek *SMOTE* dengan *random_state=42* untuk memastikan bahwa hasil oversampling dapat direproduksi (konsisten setiap kali kode dijalankan).
5. Menggunakan *SMOTE* untuk *oversampling* fitur (x) dan target (y):
 - a. *smote.fit_resample(x, y)*:
 - b. *fit_resample* menerapkan teknik *SMOTE* pada fitur x dan target y untuk membuat sampel sintetis dari kelas *minoritas*.
 - c. Hasilnya adalah dua variable baru:

x_resampled: Fitur yang telah *di-resampling*.

y_resampled: Target yang telah *di-resampling*.

```

from sklearn.ensemble import
RandomForestClassifier
from sklearn.impute import SimpleImputer

# Membuat imputer untuk menangani nilai yang hilang
imputer = SimpleImputer(strategy='mean')

# Membuat model Random Forest

```

```

model = RandomForestClassifier(n_estimators=100,
random_state=42)

# Mengimputasi nilai yang hilang dan melatih model
dengan data
x_train = imputer.fit_transform(x_resampled)
model.fit(x_train, y_resampled)

```

Kode ini bertujuan untuk menangani nilai yang hilang dalam dataset, kemudian melatih model *Random Forest* menggunakan data yang telah diimputasi dan *diresampling*. Berikut adalah penjelasan dari setiap baris kode diatas:

1. Mengimpor *Random Forest Classifier* dari *sklearn.ensemble*:

RandomForestClassifier adalah algoritma pembelajaran mesin yang menggunakan banyak pohon Keputusan untuk melakukan klasifikasi.

2. Mengimpor *SimpleImputer* dari *scikit-learn*:

SimpleImputer adalah kelas yang digunakan untuk menangani nilai yang hilang dalam dataset dengan menggunakan strategi tertentu seperti mean, median, atau modus.

3. Membuat imputer untuk menangani nilai yang hilang :

imputer adalah objek *SimpleImputer* yang diinisialisasi dengan strategi 'mean'. Yang artinya nilai yang hilang akan digantikan dengan nilai rata-rata dari kolom yang sesuai.

4. Membuat model Random Forest :

Membuat objek '*RandomForestClassifier*' dengan parameter '*n_estimators=100*' dengan antrian model akan menggunakan 100 pohon keputusan. Parameter '*random _state=42*' yang digunakan untuk memastikan hasil yang konsisten dan dapat direproduksi.

5. Mengimputasi nilai yang hilang dan melatih model dengan data:

a. *x_train_imputed=imputer.fit_transform(x_resampled)*

- 1) fit menghitung rata-rata dari setiap kolom (dari data pelatihan) fitur dalam *x_resampled*.

- 2) Transform menggantikan nilai yang hilang dengan rata-rata yang telah dihitung.
- b. Hasilnya adalah *x_train_imputed*, yaitu *x_resampled* yaitu data latih yang sudah tidak memiliki nilai yang hilang.
6. Melatih model *Random Forest* dengan data latih yang telah diimputasi.
 - a. *model.fit(x_train_imputed, y_resampled)*:
 - 1) fit melatih model *Random Forest Classifier* menggunakan fitur *x_train_imputed* dan target *y_resampled*.
 - 2) Model akan mempelajari hubungan antara fitur dan target berdasarkan data yang telah disediakan.

```
y_predict = model.predict(x_test)
akurasi = sklearn.metrics.accuracy_score(y_test,
y_predict)
```

Kode ini bertujuan untuk menggunakan model yang telah dilatih untuk membuat prediksi pada data uji dan kemudian menghitung akurasi model tersebut. Berikut penjelasan dari setiap baris kode diatas;

1. Membuat prediksi pada data uji:
 - a. *model.predict(x_test)* menggunakan model *Random Forest Classifier* yang telah dilatih untuk membuat prediksi berdasarkan fitur-fitur dalam *x_test*.
 - b. Hasilnya adalah *y_predict*, yang berisi prediksi kelas untuk setiap sampel dalam *x_test*.
2. Menghitung akurasi model:
 - a. *Sklearn.metrics.accuracy_score(y_test, y_predict)* menghitung akurasi model dengan membandingkan prediksi (*y_predict*) dengan nilai actual (*y_test*).
 - b. *Accuracy_score* adalah fungsi dari *sklearn.metrics* yang mengembalikan proporsi prediksi yang benar (benar dibagi dengan total jumlah prediksi).

Berikut langkah-langkah dari fungsi ini:

- 1) *y_test*: Nilai-nilai aktual dari target untuk data uji.

- 2) *x_predict*: Nilai-nilai yang diprediksi oleh model untuk data uji.
- 3) Akurasi dihitung sebagai jumlah prediksi yang benar dibagi dengan total jumlah sampel.

```
print (x_test)
print()
print (akurasi)
```

Kode ini digunakan untuk menampilkan data uji (*x_test*) dan nilai akurasi dari model yang telah dilatih dan diuji. Berikut penjelasan setiap baris kode diatas:

1. Menampilkan data uji (*x_test*):
 - a. *print(x_test)* akan mencetak isi dari *x_test* ke layar.
 - b. *x_tets* berisi fitur-fitur dari data uji yang digunakan untuk membuat prediksi menggunakan model yang telah dilatih.
 - c. Dengan menampilkan *x_test*, kita dapat melihat data yang digunakan untuk menguji model.
2. Menampilkan akurasi model (akurasi):
 - a. *print(akurasi)* akan mencetak nilai akurasi ke layar.
 - b. akurasi adalah nilai yang dihitung sebelumnya menggunakan *sklearn.metrics.accuracy_score(y_tets, y_predict)*.
 - c. Dengan menampilkan akurasi, kita dapat melihat seberapa baik model melakukan klasifikasi pada data uji.

```
# Membuat DataFrame results dengan menggunakan
# .iloc untuk mengakses kolom
results = pd.DataFrame({'Feature 1': x_test.iloc[:,
0], 'Feature 2': x_test.iloc[:, 1], 'Predicted':
y_predict, 'Actual': y_test})

# Menampilkan DataFrame results
print(results)

# Simpan DataFrame ke dalam file Excel
```

```
results.to_excel('hasil_prediksi.xlsx',
index=False)
```

Kode ini menggabungkan data fitur uji, hasil prediksi, dan nilai actual kedalam satu *DataFrame*. Setelah itu, *DataFrame* ditampilkan konsol untuk verifikasi dan kemudian disimpan dalam file Excel. Berikut penjelasan singkat setiap baris kode diatas:

1. Membuat *DataFrame results*:
 - a. Kode ini menggunakan *pd.DataFrame()* dari *pandas* untuk membuat *DataFrame results*.
 - b. *DataFrame* ini memiliki empat kolom:
 - 1) 'Feature 1' dan 'Feature 2': Fitur-fitur ini dari *x_test* yang diasumsikan bahwa *x_test* memiliki minimal dua fitur, sehingga kita bisa mengakses kolom pertama dan kedua menggunakan *x_tets[:,0]* dan *x_test[:,1]*.
 - 2) 'Predicted': Prediksi yang dihasilkan oleh model (*y_predict*).
 - 3) 'Actual': Nilai actual dari *y_tets*.
2. Menampilkan *DataFrame results*:

Kode ini mencetak *DataFrame results* ke layer. Jika dijalankan dalam lingkungan seperti *Visual Studio Code* maka hasilnya akan ditampilkan dalam bentuk tabel.
3. Menyimpan *DataFrame* ke dalam file Excel:
 - a. Kode ini menyimpan *DataFrame results* ke dalam file Excel dengan nama 'hasil_prediksi.xlsx'.
 - b. *Index=False* mengatur agar indeks baris tidak disertakan dalam file Excel yang disimpan.

Tabel 8 Hasil Prediksi Algoritma Random Forest

Jumlah Semester	Total SKS	Predicted	Actual
1	0	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
0	0	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU

7	79	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
3	41	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
7	128	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
5	85	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
13	146	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
9	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
9	126	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
11	125	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
9	146	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
9	141	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
13	67	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
5	58	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
7	132	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
5	81	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
11	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
2	27	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
9	123	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
13	53	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
11	118	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
1	0	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
10	155	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
7	136	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
2	27	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
7	138	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
11	133	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
2	0	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
11	155	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU

13	153	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
5	91	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
10	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
10	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
11	145	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
8	156	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
9	150	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
4	61	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
1	15	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
11	143	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
5	78	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
11	149	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
9	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
11	155	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
9	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
9	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
5	65	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
9	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
8	97	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
1	5	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
1	0	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
12	154	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
9	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
13	109	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
9	136	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
9	132	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
11	80	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU

8	156	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
5	91	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
9	71	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
7	105	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
9	130	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
9	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
5	85	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
7	130	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
11	150	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
5	130	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
3	27	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
3	55	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
9	138	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
5	41	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
8	156	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
5	45	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
11	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
9	108	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
7	134	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
11	128	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
11	147	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
9	150	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
13	146	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
4	71	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
7	118	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
9	124	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
6	28	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU

8	156	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
1	19	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
5	46	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
6	27	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
7	130	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
2	29	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
1	0	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
7	156	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
9	146	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
2	4	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
1	0	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
7	136	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
2	2	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
10	155	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
7	138	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU

Pada tabel 11 diatas dapat dilihat bahwa hasil prediksi tingkat akurasi dari *Algoritma Random Forest*. Dimana mahasiswa yang yang diprediksi lulus tepat waktu merupakan mahasiswa yang mencapai total nilai SKS yang telah ditentukan di universitas, dan apabila mahasiswa tersebut lulus dengan 8 semester dengan jumlah SKS yang di peroleh 150 maka mahasiswa tersebut dinyatakan lulus tepat waktu.

2. Proses *Machine Learning K-Nearest Neighbors*

```
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
import warnings
import sklearn
```

```

from sklearn.impute import SimpleImputer
warnings.simplefilter("ignore")
from sklearn.metrics import accuracy_score #
Menambahkan impor accuracy_score

```

Kode tersebut berfungsi untuk mengimpor berbagai pustaka yang akan digunakan dalam analisis data, *Visualisasi* serta pemodelan *machine learning* dan untuk mengatur beberapa konfigurasi awal.

Mengimpor Pustaka *pandas* untuk memanipulasi dan analisis data, terutama dalam bentuk tabel (*DataFrame*), sedangkan pustaka *numpy* digunakan untuk operasi numerik efisien, terutama pada *array multidimensi*. Untuk visualisasi data, Pustaka *matplotlib.pyplot* dan *seaborn* digunakan untuk membuat grafik untuk Pustaka *matplotlib* sedangkan untuk Pustaka *seaborn* digunakan untuk untuk membuat *visualisasi* data yang lebih menarik dan informatif, dibangun di atas *matplotlib*. Pustaka *warnings* digunakan untuk mengontrol peringatan yang muncul selama eksekusi kode *Python*, pustaka *warnings* sering kali gunakan untuk menyembunyikan peringatan yang tidak diinginkan. Pustaka *sklearn* (*scikit-learn*) digunakan untuk tugas-tugas *machine learning* seperti *preprocessing* data, *training* model, dan evaluasi, dengan *SimpleImputer* sebagai kelas dalam *scikit-learn* yang digunakan untuk menangani data yang hilang dengan cara menggantinya dengan nilai *statistik* seperti *mean*, *median*, atau *modus*. Menyembunyikan peringatan mengatur agar semua peringatan diabaikan, yang berguna untuk menghindari peringatan yang tidak relevan atau mengganggu saat menjalankan kode.

```

#Import manajemen dataset
df=pd.read_excel("Dataset .xlsx", sheet_name =
'Sheet1')
df.describe()

```

Kode ini digunakan untuk mengimpor dan menampilkan ringkasan statistik dari dataset yang disimpan dalam file Excel. Berikut adalah penjelasan rinci dari setiap baris kode:

1. Mengimpor dataset dari file Excel:

- a. *pd.read_excel* adalah fungsi dari pustaka *pandas* yang digunakan untuk membaca file Excel.
- b. “*Dataset .xlsx*” adalah nama file Excel yang akan dibaca.
- c. *Sheet_name='Sheet1'* menentukan bahwa data yang akan diambil dari *sheet* pertama excel yang bernama ‘*Sheet1*’.
- d. Data yang diimpor akan disimpan dalam *DataFrame df*

2. Menampilkan ringkasan statistic:

df.describe() adalah metode *pandas* yang memberikan ringkasan statistic dari *DataFrame df*, seperti *mean*, *standard deviaton*, *min*, *mix*, dan *quartile values* untuk setiap kolom numerik dalam *DataFrame*.

3. *df* pada baris terakhir bertujuan untuk menampilkan keseluruhan *DataFrame df*.

```
start_col = 2
end_col = 20

x= df.iloc[:, start_col:end_col+1]
y=df.iloc[:,21]
x
y
```

Kode ini digunakan untuk memilih subnet dari kolom dalam *DataFrame df* dan membagi data menjadi fitur (*x*) dan target (*y*). berikut penjelasan rinci dari setiap baris kode:

1. Menentukan indeks kolom awal dan akhir:

- a. *start_col = 2* menetapkan bahwa kolom awal untuk subnet adalah kolom dengan indeks 2 (kolom ketiga dalam *DataFrame*, karena indeks dimulai dari 0).
- b. *end_col = 20* menetapkan bahwa kolom akhir untuk subnet adalah kolom dengan indeks 20.

2. Memilih subnet kolom sebagai fitur (*x*):

- a. `Df.iloc[:, start_col:end_col+1]` menggunakan `.iloc` untuk memilih kolom dari `start_col` hingga `end_col`, ditambah satu untuk memastikan kolom dengan indeks `end_col` disertakan.
 - b. `x` adalah `DataFrame` yang berisi kolom-kolom yang dipilih tersebut.
3. Memilih kolom target (`y`)
 - a. `df.iloc[:,21]` menggunakan `.iloc` untuk memilih kolom dengan indeks 21 (kolom ke-22 dalam `DataFrame`) sebagai target (`y`).

4. Menampilkan target (`x`):

Menampilkan `x`, yang berisi sebuah subnet kolom yang dipilih sebagai fitur. Jika dijalankan di lingkungan interaktif seperti *Visual studio Kode*, ini akan menampilkan `DataFrame` tersebut.

```
from sklearn.model_selection import
train_test_split
x_train, x_test, y_train, y_test =
train_test_split(x,y,random_state=0,test_size=0.1)
```

Kode ini digunakan untuk membagi dataset menjadi set pelatihan (*training set*) dan set pengujian (*test set*). Berikut penjelasan dari setiap baris kode:

1. Mengimpor `train_test_split` dari `scikit-learn`:

`train_test_split` adalahh fungsi dari Pustaka `scikit-learn` yang digunakan untuk membagi dataset menjadi subnet pelatihan dan pengujian.

2. Membagi dataset menjadi set pelatihan dan pengujian:

- a. `train_test_split(x, y, random_state=0, test_size=0.1)` membagi dataset menjadi empat subnet:

- 1) `x_train`: fitur untuk set pelatihan.
- 2) `x_test`: fitur untuk set pengujian.
- 3) `y_train`: target: target untuk set pelatihan
- 4) `y_test`: target untuk set pengujian.

- b. Parameter yang digunakan:

- 1) `x` dan `y`: `DataFrame x` dan series `y` yang telah dipilih sebelumnya sebagai fitur dan target.

- 2) `random_state=0`: Menetapkan nilai set untuk memastikan pembagian dataset yang konsisten setiap kali kode dijalankan. Ini berguna untuk *reproduksibilitas* hasil.
- 3) `test_size=0.1`: Menentukan bahwa 10% dari data akan digunakan sebagai set pengujian, sementara 90% sisanya akan digunakan sebagai set pelatihan.

```
from imblearn.over_sampling import SMOTE
imputer = SimpleImputer(strategy='mean') #mengubah
NaN menjadi nilai rata2
x = imputer.fit_transform(x)
smote = SMOTE(random_state=42)
x_resampled, y_resampled = smote.fit_resample(x, y)
```

Kode tersebut bertujuan untuk menangani nilai yang hilang dalam dataset dan mengatasi masalah ketidakseimbangan kelas menggunakan teknik *oversampling SMOTE (Synthetic Minority over-sampling Technique)*. Berikut penjelasan dari setiap baris kode di atas:

1. Mengimpor *SMOTE* dari *imbalanced-learn*:

SMOTE adalah *teknik oversampling* yang digunakan untuk menangani ketidakseimbangan kelas dalam dataset. Ia bekerja dengan membuat sampel sintetis dari kelas minoritas untuk menyeimbangkan jumlah sampel dalam setiap kelas.

2. Menginisialisasi *SimpleImputer* untuk mengisi nilai yang hilang:
 - a. *SimpleImputer* adalah kelas dari *scikit-learn* yang digunakan untuk menangani nilai yang hilang dalam dataset.
 - b. `Strategy='mean'` menetapkan strategi untuk mengganti nilai yang hilang dengan rata-rata nilai dari kolom tersebut.
3. Mengganti nilai yang hilang dalam fitur (x) dengan rata-rata:
 - a. `imputer.fit_transform(x)`:
 - 1) `fit` menghitung rata-rata dari setiap kolom fitur dalam x .
 - 2) `transform` menggantikan nilai yang hilang dengan rata-rata yang telah dihitung.

- b. Hasilnya adalah x yang telah diisi dengan nilai rata-rata untuk setiap nilai yang hilang.
4. Menginisialisasi *SMOTE*:
 - a. `SMOTE(random_state=42)` menginisialisasi objek *SMOTE* dengan `random_state=42` untuk memastikan bahwa hasil oversampling dapat direproduksi (konsisten setiap kali kode dijalankan).
5. Menggunakan *SMOTE* untuk *oversampling fitur* (x) dan target (y):
 - a. `smote.fit_resample(x, y)`:
 - b. `fit_resample` menerapkan teknik *SMOTE* pada fitur x dan target y untuk membuat sampel sintetis dari kelas minoritas.
 - c. Hasilnya adalah dua variable baru:
`x_resampled`: Fitur yang telah diresampling.
`y_resampled`: Target yang telah diresampling.

```
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
from sklearn.impute import SimpleImputer

# membuat imputer untuk menangani nilai yang hilang
import numpy as np
x[np.random.randint(150, size=20),
np.random.randint(4, size=20)] = np.nan

# Mengisi nilai yang hilang dan melatih
KNeighborsClassifier
x_train_imputed =
imputer.fit_transform(x_resampled)
model = KNeighborsClassifier(n_neighbors=3)
model.fit(x_train_imputed, y_resampled)

# Mengisi nilai yang hilang dalam dataset dan
membuat prediksi
```

```
x_test_imputed = imputer.transform(x_test)
y_pred = model.predict(x_test_imputed)
```

Kode ini bertujuan untuk menangani nilai yang hilang dalam dataset, kemudian melatih model algoritma *K-Nearest Neighbors* menggunakan data yang telah diimputasi dan diresampling. Berikut adalah penjelasan dari setiap baris kode diatas:

1. Mengimpor *K-Nearest Neighbors Classifier* dari *sklearn.ensemble*:

KNeighborsClassifier adalah algoritma pembelajaran mesin yang menggunakan nilai *k* atau jumlah tetangga terdekat dalam keputusan untuk melakukan klasifikasi.

2. Mengimpor *SimpleImputer* dari *scikit-learn*:

SimpleImputer adalah kelas yang digunakan untuk menangani nilai yang hilang dalam dataset dengan menggunakan strategi tertentu seperti *mean*, *median*, atau *modus*.

3. '*import numpy as np*' merupakan perintah untuk mengimpor *library numpy* dengan alias '*np*' yang digunakan untuk memanipulasi array dan operasi numerik. Setelah menuliskan perintah untuk memanipulasi *array* dan operasi numerik maka ditambahkan perintah untuk nilai yang hilang dalam data.

- a. '*np.random.randint(150, size=20)*' Dimana perintah tersebut menghasilkan nilai *array* yang berisi 20 bilangan bulat acak antara 0 dan 149.
- b. '*np.random.randint(4, size=20)*' yang menghasilkan array berisi 20 bilangan bulat acak antara 0 dan 3.
- c. '*x[np.random.randint(150, size=20), np.random.randint(4, size=20)] = np.nan*' merupakan perintah untuk menggunakan indeks acak untuk menetapkan beberapa nilai dalam *array 'x'* menjadi '*np.nan*' untuk mensimulasikan data yang hilang.

4. Membuat *imputer* untuk menangani nilai yang hilang :

imputer adalah objek `SimpleImputer` yang diinisialisasi dengan strategi `'mean'`. Yang artinya nilai yang hilang akan digantikan dengan nilai rata-rata dari kolom yang sesuai.

5. Membuat model *K-Nearest Neighbors* :

Membuat objek `'KNeighborsClassifier'` dengan parameter nilai `'k'` (jumlah tetangga terdekat) = 3 yang digunakan untuk memastikan hasil yang konsisten dan dapat direproduksi.

6. Mengimputasi nilai yang hilang dan melatih model dengan data:

a. `x_train_imputed=imputer.fit_transform(x_resampled)`

- 1) `fit` menghitung rata-rata dari setiap kolom (dari data pelatihan) fitur dalam `x_resampled`.
- 2) `Transform` menggantikan nilai yang hilang dengan rata-rata yang telah dihitung.

b. Hasilnya adalah `x_train_imputed`, yaitu `x_resampled` yaitu data latih yang sudah tidak memiliki nilai yang hilang.

7. Melatih model *K-Nearest Neighbors* dengan data latih yang telah diimputasi.

b. `model.fit(x_train_imputed, y_resampled):`

- 1) `fit` melatih model *K-Nearest Neighbors Classifier* menggunakan fitur `x_train_imputed` dan target `y_resampled`.
- 2) Model akan mempelajari hubungan antara fitur dan target berdasarkan data yang telah disediakan.

```
# Menghitung nilai akurasi
from sklearn.metrics import accuracy_score
accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)
print(f'Accuracy: {accuracy}')
```

Kode ini bertujuan untuk menggunakan model yang telah dilatih untuk membuat prediksi pada data uji dan kemudian menghitung akurasi model tersebut. Berikut penjelasan dari setiap baris kode diatas;

1. Membuat prediksi pada data uji:

- c. `model.predict(x_test)` menggunakan model *Algoritma K-Nearest Neighbors Classifier* yang telah dilatih untuk membuat prediksi berdasarkan fitur-fitur dalam `x_test`.
- d. Hasilnya adalah `y_predict`, yang berisi prediksi kelas untuk setiap sampel dalam `x_test`.

2. Menghitung akurasi model:

- c. `Sklearn.metrics.accuracy_score(y_test, y_predict)` menghitung akurasi model dengan membandingkan prediksi (`y_predict`) dengan nilai actual (`y_test`).
- d. `Accuracy_score` adalah fungsi dari `sklearn.metrics` yang mengembalikan proporsi prediksi yang benar (benar dibagi dengan total jumlah prediksi).

Berikut langkah-langkah dari fungsi ini:

- 1) `y_test`: Nilai-nilai aktual dari target untuk data uji.
- 2) `x_predict`: Nilai-nilai yang diprediksi oleh model untuk data uji.
- 3) Akurasi dihitung sebagai jumlah prediksi yang benar dibagi dengan total jumlah sampel.

```
print (x_test)
print()
print (akurasi)
```

Kode ini digunakan untuk menampilkan data uji (`x_test`) dan nilai akurasi dari model yang telah dilatih dan diuji. Berikut penjelasan setiap baris kode di atas:

1. Menampilkan data uji (`x_test`):

- a. `print(x_test)` akan mencetak isi dari `x_test` ke layar.
- b. `x_test` berisi fitur-fitur dari data uji yang digunakan untuk membuat prediksi menggunakan model yang telah dilatih.
- c. Dengan menampilkan `x_test`, kita dapat melihat data yang digunakan untuk menguji model.

2. Menampilkan akurasi model (akurasi):

- a. `print(akurasi)` akan mencetak nilai akurasi ke layar.

- b. akurasi adalah nilai yang dihitung sebelumnya menggunakan `sklearn.metrics.accuracy_score(y_tets, y_predit)`.
- c. Dengan menampilkan akurasi, kita dapat melihat seberapa baik model melakukan klasifikasi pada data uji.

```
# Membuat DataFrame results dengan menggunakan
# .iloc untuk mengakses kolom
results = pd.DataFrame({'Feature 1': x_test.iloc[:,
0], 'Feature 2': x_test.iloc[:, 1], 'Predicted':
y_predict, 'Actual': y_test})

# Menampilkan DataFrame results
print(results)

# Simpan DataFrame ke dalam file Excel
results.to_excel('hasil_prediksi.xlsx',
index=False)
```

Kode ini menggabungkan data fitur uji, hasil prediksi, dan nilai actual kedalam satu DataFrame. Setelah itu, DataFrame ditampikan konsol untuk verifikasi dan kemudian disimpan dalam file Excel. Berikut penjelasan singkat setiap baris kode diatas:

1. Membuat DataFrame results:
 - a. Kode ini menggunakan `pd.DataFrame()` dari pandas untuk membuat DataFrame results.
 - b. DataFrame ini memiliki empat kolom:
 - 1) 'Feature 1' dan 'Feature 2': Fitur-fitur ini dari `x_test` yang diasumsikan bahwa `x_test` memiliki minimal dua fitur, sehingga kita bisa mengakses kolom pertama dan kedua menggunakan `x_tets[:,0]` dan `x_test[:,1]`.
 - 2) 'Predicted' Prediksi yang dihasilkan oleh model (`y_predict`).
 - 3) 'Actual': Nilai aktual dari `y_tets`.
2. Menampilkan DataFrame results:

Kode ini mencetak *DataFrame results* ke layer. Jika dijalankan dalam lingkungan seperti *Visual Studio Code* maka hasilnya akan ditampilkan dalam bentuk tabel.

3. Menyimpan *DataFrame* ke dalam file Excel:
 - a. Kode ini menyimpan *DataFrame results* ke dalam file Excel dengan nama '*Hasil_prediksi.xlsx*'.
 - b. `Index=False` mengatur agar indeks baris tidak disertakan dalam file Excel yang disimpan.

Tabel 9 Hasil Prediksi Algoritma K-Nearest Neighbors

Jumlah Semester	Total SKS	Predicted	Actual
1	0	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
0	0	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
7	79	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
3	41	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
7	128	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
5	85	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
13	146	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
9	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
9	126	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
11	125	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
9	146	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
9	141	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
13	67	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
5	58	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
7	132	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
5	81	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
11	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU

2	27	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
9	123	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
13	53	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
11	118	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
1	0	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
10	155	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
7	136	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
2	27	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
7	138	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
11	133	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
2	0	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
11	155	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
13	153	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
5	91	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
10	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
10	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
11	145	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
8	156	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
9	150	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
4	61	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
1	15	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
11	143	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
5	78	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
11	149	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
9	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
11	155	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
9	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU

9	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
5	65	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
9	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
8	97	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
1	5	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
1	0	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
12	154	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
9	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
13	109	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
9	136	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
9	132	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
11	80	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
8	156	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
5	91	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
9	71	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
7	105	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
9	130	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
9	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
5	85	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
7	130	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
11	150	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
5	130	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
3	27	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
3	55	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
9	138	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
5	41	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
8	156	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU

5	45	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
11	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
9	108	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
7	134	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
11	128	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
11	147	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
9	150	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
13	146	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
4	71	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
7	118	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
9	124	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
6	28	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
8	156	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
1	19	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
5	46	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
6	27	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
7	130	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
2	29	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
1	0	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
7	156	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
9	146	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
2	4	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
1	0	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
7	136	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
2	2	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
10	155	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
7	138	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU

0	0	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
9	85	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
1	0	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
5	80	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
11	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
9	146	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
9	150	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
7	95	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
13	114	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
3	13	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
13	143	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
5	91	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
7	138	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
8	156	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
5	79	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
10	81	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
2	12	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
10	155	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
5	40	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
5	90	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
13	145	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
9	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
9	146	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
9	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
5	90	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
11	149	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
7	115	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU

9	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
9	76	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
9	138	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
1	23	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
13	148	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
13	132	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
7	90	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
6	28	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
9	148	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
9	60	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
9	119	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
7	45	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
5	69	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
7	131	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
11	147	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
5	89	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
11	150	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
9	122	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
0	0	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
1	0	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
1	0	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
9	144	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
3	29	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
3	29	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
0	0	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
7	118	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
10	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU

10	99	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
1	15	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
9	109	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
6	52	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
1	12	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
1	0	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
8	156	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
6	36	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
7	120	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
1	11	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
3	67	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
8	87	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
11	141	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
7	70	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
7	63	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
9	146	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
11	71	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
11	129	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
8	156	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
9	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
1	2	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
9	155	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
9	146	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
5	118	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
9	38	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
1	20	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
8	156	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU

5	57	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
2	5	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
3	25	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
11	105	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
0	0	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
8	155	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
9	136	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
11	130	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
5	91	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
13	149	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
1	23	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
9	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
5	91	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
6	39	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
9	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
2	29	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
3	26	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU

Pada tabel 6 diatas merupakan tabel hasil prediksi kelulusan mahasiswa menggunakan *Algoritma K-Nearest Neighbors* . Dimana mahasiswa yang dikatakan lulus tepat waktu apabila mahasiswa tersebut lulus dengan total nilai SKS yang ditempuh mencapai standar yang telah ditentukan dari pihak universitas atau dari pihak fakultas. Mahasiswa yang memperoleh jumlah semester sebanyak 8 semester dan memperoleh total nilai SKS 150 maka mahasiswa tersebut dinyatakan lulus tepat waktu.

F. Hasil Pengujian Data

Pengujian data dilakukan dengan 1081 data yang dibagi menjadi data latih dan data uji dengan perbandingan 90:10, 80:20 dan 70:30, dimana data latih digunakan untuk melatih model sedangkan data uji digunakan untuk menguji kinerja model yang dilatih.

1. Pengujian Data *Random Forest*

Tabel 10 Hasil Pengujian *Random Forest*

Pembagian Data	Hasil Akurasi
90:10	100%
80:20	100%
70:30	100%

Pada tabel diatas dapat dilihat bahwa pengujian *Random Forest* yang dilakukan dengan pembagian data 90:10, 80:20 dan 70: 30 menghasilkan tingkat akurasinya yang sangat baik yaitu sebesar 100%. Hal ini menunjukkan bahwa performa model *Random Forest* sangat baik digunakan untuk menentukan tingkat kelulusan mahasiswa fakultas teknik.

2. Pengujian Data *K-Nearest Neighbors*

Tabel 11 Hasil Pengujian *K-Nearest Neighbors*

Pembagian Data	Hasil Akurasi
90:10	96,42%
80:20	96,42%
70:30	95,91%

Pada tabel diatas menunjukkan hasil dalm pembagian data 90:10 menghasilkan tingkat akurasi 96,42% , pembagian data 80:20 hasil akurasinya 96,42% sedangkan untuk pembagian data 70:30 menghasilkan tingkat akurasi sebesar 95.91%. hasil ini menunjukkan bahwa menurunnya tingkat akurasi seiring dengan peningkatan dataset yang digunakan untuk training. Meskipun rasio 90:10 memberikan akurasi tertinggi, akan tetapi perbedaannya tidak terlalu jauh

dibandingkan dengan rasio 80:20 yang memiliki hubungan yang baik antara ukuran training set dan evaluasi yang stabil. Rasio 70:30 menunjukkan sedikit penurunan akurasi yang mungkin disebabkan oleh penurunan jumlah data yang digunakan untuk training model. Sehingga dapat disimpulkan bahwa data dengan akurasi paling tinggi adalah pembagian data dengan rasio 90:10 dengan hasil 96,42%.

G. Perbandingan Akurasi Random Forest dan K-Nearest Neighbors

Tabel 12 Hasil Perbandingan akurasi *Random Forest* dan *K-Nearest Neighbors*

Algoritma	Data Latih dan Data Uji	Akurasi
Random Forest	90:10	100%
	80:20	
	70:30	
K-Nearest Neighbors	90:10	96,42%
	80:20	96,42%
	70:30	95,91%

Berdasarkan tabel diatas dapat dilihat bahwa perbandingan hasil antara *Random Forest* dan *K-Nearest Neighbors* menunjukkan bahwa *Random Forest* menghasilkan akurasi sebesar 100% untuk semua rasio pembagian data 90:10, 80:20, dan 70:30. Ini menunjukkan bahwa *Random Forest* sangat baik dan konsisten dalam menentukan tingkat akurasi. Hal ini dikarenakan *algoritma Random Forest* mempunyai kemampuan dalam menangani kompleksitas data, dan mengelola dataset yang tidak seimbang dengan lebih baik. Sedangkan pada *Algoritma K-Nearest Neighbors* menunjukkan penurunan akurasi dari 96,42% (90:10) menjadi 95,91 (70:30). Hal ini dikarenakan dengan pengurangan proporsi data latih.

BAB V

PENUTUP

A. Kesimpulan

Dari hasil penelitian yang dilakukan maka dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. Kelompok mahasiswa yang tidak lulus terdiri dari mahasiswa – mahasiswa yang cenderung tidak menyelesaikan studi tepat waktu dan memiliki performa akademik yang kurang baik. Mahasiswa dalam kelompok ini memiliki rata-rata masa studi yang lebih lama dan nilai IPS yang lebih rendah dengan kemungkinan untuk menambah semester tambahan.
2. Dari penelitian yang dilakukan menggunakan data mahasiswa fakultas teknik mulai angkatan 2017 sampai 2023 ada sebanyak 1081 data yang dibagi menjadi data training sebanyak 973 mahasiswa dan data *testing* sebanyak 108 mahasiswa dengan menggunakan *algoritma Random Forest* maka dihasilkan tingkat akurasi 100% dengan pembagian data 90:10, 80:20 dan 70:30. Sedangkan untuk penggunaan *algoritma K-Nearest Neighbors* dihasilkan 96,42% untuk pembagian data 90:10, untuk pembagian data 80:20 menghasilkan tingkat akurasi sebesar 96,42%, dan pembagian data dengan rasio 70:30 menghasilkan akurasi 95,91%. Dengan demikian hasil menunjukkan bahwa *algoritma Random Forest* lebih akurat dibanding dengan *K-Nearest Neighbors* dalam menentukan tingkat kelulusan mahasiswa fakultas teknik.

B. Saran

Dari hasil penelitian yang dilakukan maka dapat disampaikan beberapa saran , yaitu:

1. Penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan dataset yang lebih besar dan lebih beragam untuk menguji lebih lanjut keakuratan model yang dibangun. Penelitian selanjutnya juga dapat mempertimbangkan untuk

menggunakan lebih banyak atribut atau fitur yang mungkin mempengaruhi kelulusan mahasiswa, seperti data kegiatan ekstrakurikuler, partisipasi dalam proyek, dan data kehadiran.

2. Disarankan untuk melakukan analisis lebih mendalam terhadap fitur-fitur yang memiliki pengaruh signifikan terhadap prediksi kelulusan, guna memberikan wawasan lebih lanjut bagi pihak akademik dalam meningkatkan kualitas pendidikan.
3. Sebagai tindak lanjut dari penelitian ini, dapat dikembangkan sistem prediksi yang terintegrasi dalam sistem informasi akademik (SIMAK) untuk membantu pihak universitas dalam memonitor dan meningkatkan tingkat kelulusan mahasiswa.



DAFTAR PUSTAKA

- Alber, J. (2023). *Supervised Learning Adalah: Pengertian, Konsep dan Contoh*. KANTINIT. <https://kantinit.com/kecerdasan-buatan/supervised-learning-adalah-pengertian-konsep-dan-contoh/>
- Alkalah, C. (2016). *PERATURAN AKADEMIK UNIVERISTAS MUHAMMADIYAH MAKASSAR*. 19(5), 1–23.
- Amalia Yunia Rahmawati. (2020). *ANALISA PERBANDINGAN KINERJA ALGORITMA K_NEAREST NEIGHBOR DAN ADAPTIVE BOOSTING PADA PREDIKSI PENERIMA BANTUAN SOSIAL PANGAN NON TUNAI*. July, 1–23. <http://repositori.unsil.ac.id/5686/1/1.COVER.pdf>
- Anggreani, D., Herman, & Astuti, W. (2018). Kinerja Metode Naïve Bayes dalam Prediksi Lama Studi Mahasiswa Fakultas Ilmu Komputer. *Seminar Nasional Ilmu Komputer Dan Teknologi Informasi*, 3(2), 107–111. <http://e-journals.unmul.ac.id/index.php/SAKTI/article/view/1843>
- Benri, M., Metisen, H., & Latipa, S. (2015). Analisis Clustering Menggunakan Metode K-Means Dalam Pengelompokkan Penjualan Produk Pada Swalayan Fadhila. *Jurnal Media Infotama*, 11(2), 110–118. <https://core.ac.uk/download/pdf/287160954.pdf>
- Dedi Saputra, M. P. (2020). *Data Mining*. MC Project. <https://blog.mycoding.id/2020/12/data-mining-teknik-data-mining-proses.html>
- Elfaladonna, F., & Rahmadani, A. (2019). Analisa Metode Classification-Decission Tree Dan Algoritma C.45 Untuk Memprediksi Penyakit Diabetes Dengan Menggunakan Aplikasi Rapid Miner. *SINTECH (Science and Information Technology) Journal*, 2(1), 10–17. <https://doi.org/10.31598/sintechjournal.v2i1.293>
- Hasan, I. K., Resmawan, R., & Ibrahim, J. (2022). Perbandingan K-Nearest Neighbor dan Random Forest dengan Seleksi Fitur Information Gain untuk Klasifikasi Lama Studi Mahasiswa. *Indonesian Journal of Applied Statistics*, 5(1), 58. <https://doi.org/10.13057/ijas.v5i1.58056>

- Irawan, I., Qisthiano, R., Syahril, M., & Jakak, P. M. (2023). Optimasi Prediksi Kelulusan Tepat Waktu: Studi Perbandingan Algoritma Random Forest dan Algoritma K-NN Berbasis PSO. *Jurnal Pengembangan Sistem Informasi Dan Informatika*, 4(4).
- Iriadi, N., Setioningtias, L., & Priatno, P. (2021). Implementasi Data Mining Pada Klasifikasi Ketidakhadiran Pegawai Menggunakan Metode C4.5. *Computer Science (CO-SCIENCE)*, 1(1), 53–61.
<https://doi.org/10.31294/coscience.v1i1.198>
- Justin, E. (2023). *perbandingan algoritma Naïve Bayes dan Support Vector Machine dalam memprediksi kelulusan mahasiswa tepat waktu (studi kasus: Universitas Pelita Harapan Kampus Medan)*. UNIVERSITAS PELITA HARAPAN MEDAN.
- Mujadilah, S. (2023). *PREDIKSI TINGKAT KELULUSAN MAHASISWA MENGGUNAKAN K-MEANS PADA PROGRAM STUDI INFORMATIKA UNISMUH MAKASSAR*. Universitas Muhammadiyah Makassar.
- 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>
- Ramadhan, B., Firdaus, D., & Adiningrum, N. T. R. (2023). Analisis Data Pegawai Untuk Memprediksi Gaji Berdasarkan Faktor-Faktor Spesifik Dengan Pendekatan Machine Learning. *Naratif : Jurnal Nasional Riset, Aplikasi Dan Teknik Informatika*, 5(2), 131–139.
<https://doi.org/10.53580/naratif.v5i2.205>
- Suwardika, I. G. I., Suariana, I. G. N., Bhiantara, I. P., & Arso, N. Y. (2019). Prediksi Lama Studi Menggunakan Naïve Bayes. *Mobile and Forensics*, 2(1), 41.
- Trivusi. (2022). *Algoritma Random Forest*. Trivusi.
<https://www.trivusi.web.id/2022/08/algoritma-random-forest.html>
- Yanti, C. P., Agustini, N. W. E., & ... (2023). Perbandingan Metode K-NN Dan Metode Random Forest Untuk Analisis Sentimen pada Tweet Isu Minyak

Goreng di Indonesia. *Jurnal Media ...*, 7(April), 756–765.

<https://doi.org/10.30865/mib.v7i2.5900>



LAMPIRAN

Lampiran 1 Data Mentah

K	A		B		C		D		E		F		G		H		I		J		K		L			
	id	nama	id	nama	angkatan	paralel	id	nama matakuliah	id	nama matakuliah	id	nama matakuliah	id	nama matakuliah	id	nama matakuliah	id	nama matakuliah	id	nama matakuliah	id	nama matakuliah	id	nama matakuliah	id	nama matakuliah
2	8962081	10581100118	ISWANDI		2018	20181	AW6222012101	PENDIDIKAN AGAMA ISLA	2	A	4.00	6.00	0.00	Y												
3	8962083	10581100118	ISWANDI		2018	20181	AW6222012102	BAHASA INDONESIA	2	A	4.00	8.00	0.00	Y												
4	8962084	10581100118	ISWANDI		2018	20181	AW6222012103	BAHASA INGGRIS TEKNIK	2	A	4.00	8.00	0.00	Y												
5	8962085	10581100118	ISWANDI		2018	20181	AW6222012104	ILMU SOSIAL BUDAYA DAS	2	B	3.00	6.00	0.00	Y												
6	8962086	10581100118	ISWANDI		2018	20181	AW6222012105	PENDIDIKAN PANCASILA	2	A	4.00	6.00	0.00	Y												
7	8962087	10581100118	ISWANDI		2018	20181	AW6222012106	MATEMATIKA DASAR	1	C	2.00	6.00	0.00	Y												
8	8962088	10581100118	ISWANDI		2018	20181	AW6222012107	FISIKA TEKNIK	2	B	3.00	6.00	0.00	Y												
9	8962089	10581100118	ISWANDI		2018	20181	AW6222012108	STATISTIKA DAN DASAR	2	B	3.00	6.00	0.00	Y												
10	8962090	10581100118	ISWANDI		2018	20181	AW6222012109	KEINGINGAN DASAR	2	B	3.00	6.00	0.00	Y												
11	8962091	10581100118	ISWANDI		2018	20181	AW6222012110	MENGUNDIR KONSTRUK	2	D	3.00	6.00	0.00	Y												
12	8962092	10581100118	ISWANDI		2018	20181	AW6222012111	MEKANIKA FLUIDA DAN S	2	A	4.00	6.00	0.00	Y												
13	9068318	10581100118	ISWANDI		2018	20182	AW6222012201	AIK II PENG. STUDI ILMU	2	B	3.00	6.00	0.00	Y												
14	5068319	10581100118	ISWANDI		2018	20182	AW6222012202	IBENTUKAN KEWALIDIAN	2	B	3.00	6.00	0.00	Y												
15	5068320	10581100118	ISWANDI		2018	20182	AW6222012203	BAHASA INGGRIS TEKNIK	2	B	3.00	6.00	0.00	Y												
16	5068321	10581100118	ISWANDI		2018	20182	AW6222012204	MATEMATIKA TEKNIK 1	2	C	2.00	4.00	0.00	Y												
17	5068322	10581100118	ISWANDI		2018	20182	AW6222012205	ILDRUKA S411RAN TIF	2	A	4.00	6.00	0.00	Y												
18	5068323	10581100118	ISWANDI		2018	20182	AW6222012206	KIMIA RAHAN BANGUNAN	2	B	3.00	6.00	0.00	Y												
19	5068324	10581100118	ISWANDI		2018	20182	AW6222012207	PROBLEMATIKA LUNJUAN	2	B	3.00	6.00	0.00	Y												
20	5068325	10581100118	ISWANDI		2018	20182	AW6222012208	ILMU UKUR TANAH DAN P	2	C	2.00	4.00	0.00	Y												
21	0668326	10581100118	ISWANDI		2018	20182	AW6222012209	STRUKTUR STATIS TERTE	2	C	2.00	4.00	0.00	Y												
548	0668378	10581110018	NINING ANGRA		2018	20182	AW6222012209	STRUKTUR STATIS TERTE	2	E	0.00	6.00	0.00	N												
549	0668377	10581110018	NINING ANGRA		2018	20182	AW6222012210	MEKANIKA TANAH DASAR	2	D	0.00	6.00	0.00	Y												
548	0668378	10581110018	NINING ANGRA		2018	20182	AW6222012211	ILDRUKA TEKNIK DASAR	2	D	0.00	6.00	0.00	Y												
549	0668377	10581110018	NINING ANGRA		2018	20182	AW6222012201	AIK II (K) UJAH ISLAM SA	2	A	4.00	6.00	0.00	Y												
550	0668379	10581110018	NINING ANGRA		2018	20182	AW6222012202	MATEMATIKA TEKNIK 2	2	A	4.00	6.00	0.00	Y												
551	0668380	10581110018	NINING ANGRA		2018	20182	AW6222012203	SISTEM INFORMASI GEOG	2	A	4.00	6.00	0.00	Y												
552	0668381	10581110018	NINING ANGRA		2018	20182	AW6222012204	SISTEM INFORMASI GEOG	2	A	4.00	6.00	0.00	Y												
553	0668382	10581110018	NINING ANGRA		2018	20182	AW6222012205	PERENCANAAN JARINGAN	2	B	3.00	6.00	0.00	Y												
554	0668383	10581110018	NINING ANGRA		2018	20182	AW6222012206	PERENCANAAN JARINGAN	2	B	3.00	6.00	0.00	Y												
555	0668384	10581110018	NINING ANGRA		2018	20182	AW6222012207	MEKANIKA TANAH DASAR	2	A	4.00	6.00	0.00	Y												
556	0668385	10581110018	NINING ANGRA		2018	20182	AW6222012208	PERENCANAAN JARINGAN	2	B	3.00	6.00	0.00	Y												
557	0668386	10581110018	NINING ANGRA		2018	20182	AW6222012209	STRUKTUR STATIS TERTE	2	B	3.00	6.00	0.00	Y												
558	0668387	10581110018	NINING ANGRA		2018	20182	AW6222012210	STRUKTUR STATIS TERTE	2	B	3.00	6.00	0.00	Y												
559	0668388	10581110018	NINING ANGRA		2018	20182	AW6222012211	STRUKTUR STATIS TERTE	2	B	3.00	6.00	0.00	Y												
560	0668389	10581110018	NINING ANGRA		2018	20182	AW6222012212	STRUKTUR STATIS TERTE	2	B	3.00	6.00	0.00	Y												
561	0668390	10581110018	NINING ANGRA		2018	20182	AW6222012213	STRUKTUR STATIS TERTE	2	B	3.00	6.00	0.00	Y												
562	0668391	10581110018	NINING ANGRA		2018	20182	AW6222012214	STRUKTUR STATIS TERTE	2	B	3.00	6.00	0.00	Y												
563	0668392	10581110018	NINING ANGRA		2018	20182	AW6222012215	STRUKTUR STATIS TERTE	2	B	3.00	6.00	0.00	Y												
564	0668393	10581110018	NINING ANGRA		2018	20182	AW6222012216	STRUKTUR STATIS TERTE	2	B	3.00	6.00	0.00	Y												
565	0668394	10581110018	NINING ANGRA		2018	20182	AW6222012217	STRUKTUR STATIS TERTE	2	B	3.00	6.00	0.00	Y												
566	0668395	10581110018	NINING ANGRA		2018	20182	AW6222012218	STRUKTUR STATIS TERTE	2	B	3.00	6.00	0.00	Y												
567	0668396	10581110018	NINING ANGRA		2018	20182	AW6222012219	STRUKTUR STATIS TERTE	2	B	3.00	6.00	0.00	Y												
568	0668397	10581110018	NINING ANGRA		2018	20182	AW6222012220	STRUKTUR STATIS TERTE	2	B	3.00	6.00	0.00	Y												
569	0668398	10581110018	NINING ANGRA		2018	20182	AW6222012221	STRUKTUR STATIS TERTE	2	B	3.00	6.00	0.00	Y												
570	0668399	10581110018	NINING ANGRA		2018	20182	AW6222012222	STRUKTUR STATIS TERTE	2	B	3.00	6.00	0.00	Y												
571	0668400	10581110018	NINING ANGRA		2018	20182	AW6222012223	STRUKTUR STATIS TERTE	2	B	3.00	6.00	0.00	Y												
572	0668401	10581110018	NINING ANGRA		2018	20182	AW6222012224	STRUKTUR STATIS TERTE	2	B	3.00	6.00	0.00	Y												
573	0668402	10581110018	NINING ANGRA		2018	20182	AW6222012225	STRUKTUR STATIS TERTE	2	B	3.00	6.00	0.00	Y												
574	0668403	10581110018	NINING ANGRA		2018	20182	AW6222012226	STRUKTUR STATIS TERTE	2	B	3.00	6.00	0.00	Y												
575	0668404	10581110018	NINING ANGRA		2018	20182	AW6222012227	STRUKTUR STATIS TERTE	2	B	3.00	6.00	0.00	Y												
576	0668405	10581110018	NINING ANGRA		2018	20182	AW6222012228	STRUKTUR STATIS TERTE	2	B	3.00	6.00	0.00	Y												
577	0668406	10581110018	NINING ANGRA		2018	20182	AW6222012229	STRUKTUR STATIS TERTE	2	B	3.00	6.00	0.00	Y												
578	0668407	10581110018	NINING ANGRA		2018	20182	AW6222012230	STRUKTUR STATIS TERTE	2	B	3.00	6.00	0.00	Y												
579	0668408	10581110018	NINING ANGRA		2018	20182	AW6222012231	STRUKTUR STATIS TERTE	2	B	3.00															

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
10236	8014794	10581123510	SITISAITONG B	2018	20202	CW622012604	TEKNIK KONSERVASI WAI	2 A	4.00	8.00	Y	
10237	8014795	10581123510	SITISAITONG B	2018	20202	CW622012605	PERENCANAAN BANGUNAN	2 A	4.00	8.00	Y	
10238	8014796	10581123510	SITISAITONG B	2018	20202	CW622012606	SISTEM DAN UTU JARINGAN	2 A	4.00	8.00	Y	
10239	8014797	10581123510	SITISAITONG B	2018	20202	CW622012608	TEKNIK LINGKUNGAN DAI	2 A	4.00	8.00	Y	
10240	8014798	10581123510	SITISAITONG B	2018	20202	CW622012610	ILMU TANAH DAN TANAH	2 A	4.00	8.00	Y	
10241	8014799	10581123510	SITISAITONG B	2018	20202	CW622012603	PERENCANAAN PEMBANG	2 A	4.00	8.00	Y	
10242	8014800	10581123510	SITISAITONG B	2018	20202	CW622012609	KONSOLIDASI BENDUNGAN	2 A	4.00	8.00	Y	
10243	8014801	10581123510	SITISAITONG B	2018	20202	CW622012607	PENCELOLAN AIR TANAH	2 B	3.00	6.00	Y	
10244	8014802	10581123510	SITISAITONG B	2018	20202	CW622012611	FRONKOMI TEKNIK	2 A	4.00	8.00	Y	
10245	8048591	10581123510	SITISAITONG B	2018	20211	BW622012701	AKU VII (ILMU) FISIKA 2 DAS	2 B	2.75	5.50	Y	
10246	8048592	10581123510	SITISAITONG B	2018	20211	BW622012704	KEPERMINTAHAN DAN KEWA	2 A	4.00	8.00	Y	
10247	8048593	10581123510	SITISAITONG B	2018	20211	BW622012705	METODE PENELITIAN	2 A	4.00	8.00	Y	
10248	8048594	10581123510	SITISAITONG B	2018	20211	BW622012706	KULIAH KIRLA PROFESI	3 F	6.00	6.00	N	
10249	8048595	10581123510	SITISAITONG B	2018	20211	CW622012702	ETIKA PROFESI	2 A	4.00	8.00	Y	
10250	8048596	10581123510	SITISAITONG B	2018	20211	CW622012703	STANDAR SASI KESEKELAM	2 B	3.00	6.00	Y	
10251	10184171	10581123510	SITISAITONG B	2018	20212	BW622012801	AKU VII (KONSTRUKSI) PE	2 B	3.00	6.00	Y	
10252	10184172	10581123510	SITISAITONG B	2018	20212	BW622012802	SEMINAR DAN USULAN SI	2 E	6.00	6.00	N	
10253	10184173	10581123510	SITISAITONG B	2018	20212	BW622012803	KULIAH KIRLA PROFESI	3 F	6.00	6.00	N	
10254	10184174	10581123510	SITISAITONG B	2018	20212	BW622012804	SKRIPSI	6 E	6.00	6.00	N	
10255	10184175	10581123510	SITISAITONG B	2018	20212	BW622012805	SEMINAR DAN USULAN SI	2 A	4.00	8.00	Y	
10256	10321201	10581123510	SITISAITONG B	2018	20221	BW622012902	KULIAH KIRLA PROFESI	4 A	4.00	16.00	Y	

Gambar 4 Data Mahasiswa Pengairan Angkatan 2018

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
10257	5204825	10581100119	NURUL FAUZI	2015	20191	AW6220112101	PENDIDIKAN AGAMA ISLA	2 A	4.00	8.00	Y	
10258	5204827	10581100119	NURUL FAUZI	2015	20191	AW6220112102	BAHASA INDONESIA	2 B	3.00	6.00	Y	
10259	5204828	10581100119	NURUL FAUZI	2015	20191	AW6220112103	BAHASA INGGRIS TEKNIK	2 A	4.00	8.00	Y	
10260	5204829	10581100119	NURUL FAUZI	2015	20191	AW6220112104	ILMU SOSIAL BUDAYA DAN	2 B	3.00	6.00	Y	
10261	5204830	10581100119	NURUL FAUZI	2015	20191	AW6220112105	PENDIDIKAN PENGASILA	2 A	4.00	8.00	Y	
10262	5204831	10581100119	NURUL FAUZI	2015	20191	BW6220112106	MATEMATIKA DASAR II	2 B	3.00	6.00	Y	
10263	5204832	10581100119	NURUL FAUZI	2015	20191	CW6220112107	FISIKA TEKNIK	2 D	3.00	6.00	Y	
10264	5204833	10581100119	NURUL FAUZI	2015	20191	CW6220112108	STATISTIK DAN DASAR DA	2 G	2.00	4.00	Y	
10265	5204834	10581100119	NURUL FAUZI	2015	20191	CW6220112109	PEMROGRAMAN DASAR KE	2 A	4.00	8.00	Y	
10266	5204835	10581100119	NURUL FAUZI	2015	20191	CW6220112110	MENUCAMBAH KURSUS ILU	2 B	3.00	6.00	Y	
10267	5204836	10581100119	NURUL FAUZI	2015	20191	CW6220112111	MEKANIKA FLUIDA DASAR	2 B	3.00	6.00	Y	
10268	5204837	10581100119	NURUL FAUZI	2015	20191	AW6220112112	AKU VII (FUNGSI) STUDI ISLA	2 A	4.00	8.00	Y	
10269	5204838	10581100119	NURUL FAUZI	2015	20191	AW6220112113	PENDIDIKAN KEMERKASAN	2 D	3.00	6.00	Y	
10270	5204839	10581100119	NURUL FAUZI	2015	20192	BW622012203	BAHASA INGGRIS TEKNIK	2 A	4.00	8.00	Y	
10271	5204840	10581100119	NURUL FAUZI	2015	20192	CW622012204	MATEMATIKA TEKNIK I	2 A	4.00	8.00	Y	
10272	5204841	10581100119	NURUL FAUZI	2015	20192	CW622012205	HIDROLIKA SALURAN TER	2 A	4.00	8.00	Y	
10273	5204842	10581100119	NURUL FAUZI	2015	20192	CW622012206	KIMIA DAN IAN BANGUNAN	2 D	3.00	6.00	Y	
10274	5204843	10581100119	NURUL FAUZI	2015	20192	CW622012207	PROBABILITAS DAN LULUT	2 A	4.00	8.00	Y	
10275	5204844	10581100119	NURUL FAUZI	2015	20192	CW622012208	ILMU UKUR TANAH DAN P	2 A	4.00	8.00	Y	
10276	5204845	10581100119	NURUL FAUZI	2015	20192	CW622012209	SIRUKULUR TARIK BITE	2 C	2.00	4.00	Y	
10277	5204846	10581100119	NURUL FAUZI	2015	20192	CW622012210	MATEMATIKA TANAH DASAR	2 D	3.00	6.00	Y	
	A	U	U	U	L	F	G	H	I	J	K	L
21001	10637422	10581102419	DAH ANANDA	2019	20231	AW69910642711	KOMPREHENSIF IAK	2 A	4.00	8.00	Y	
21002	10637423	10581102419	DAH ANANDA	2019	20231	AW69910642711	KOMPREHENSIF IAK	2 A	4.00	8.00	Y	
21003	10637424	10581102419	DAH ANANDA	2019	20231	AW69910642711	KOMPREHENSIF IAK	2 A	4.00	8.00	Y	
21004	10637425	10581102419	DAH ANANDA	2019	20231	AW69910642711	KOMPREHENSIF IAK	2 A	4.00	8.00	Y	
21005	10637426	10581102419	DAH ANANDA	2019	20231	AW69910642711	KOMPREHENSIF IAK	2 A	4.00	8.00	Y	
21006	10637427	10581102419	DAH ANANDA	2019	20231	AW69910642711	KOMPREHENSIF IAK	2 A	4.00	8.00	Y	
21007	10637428	10581102419	DAH ANANDA	2019	20231	AW69910642711	KOMPREHENSIF IAK	2 A	4.00	8.00	Y	
21008	10637429	10581102419	DAH ANANDA	2019	20231	AW69910642711	KOMPREHENSIF IAK	2 A	4.00	8.00	Y	
21009	10637430	10581102419	DAH ANANDA	2019	20231	AW69910642711	KOMPREHENSIF IAK	2 A	4.00	8.00	Y	
21010	10637431	10581102419	DAH ANANDA	2019	20231	AW69910642711	KOMPREHENSIF IAK	2 A	4.00	8.00	Y	
21011	10637432	10581102419	DAH ANANDA	2019	20231	AW69910642711	KOMPREHENSIF IAK	2 A	4.00	8.00	Y	
21012	10637433	10581102419	DAH ANANDA	2019	20231	AW69910642711	KOMPREHENSIF IAK	2 A	4.00	8.00	Y	
21013	10637434	10581102419	DAH ANANDA	2019	20231	AW69910642711	KOMPREHENSIF IAK	2 A	4.00	8.00	Y	
21014	10637435	10581102419	DAH ANANDA	2019	20231	AW69910642711	KOMPREHENSIF IAK	2 A	4.00	8.00	Y	
21015	10637436	10581102419	DAH ANANDA	2019	20231	BW622012112	KALKULUS I	2 E	0.00	0.00	N	
21016	10637437	10581102419	DAH ANANDA	2019	20231	BW622012112	KALKULUS I	2 E	0.00	0.00	N	
21017	10637438	10581102419	DAH ANANDA	2019	20231	BW622012112	KALKULUS I	2 E	0.00	0.00	N	
21018	10637439	10581102419	DAH ANANDA	2019	20231	BW622012112	KALKULUS I	2 E	0.00	0.00	N	
21019	10637440	10581102419	DAH ANANDA	2019	20231	BW622012112	KALKULUS I	2 E	0.00	0.00	N	
21020	10637441	10581102419	DAH ANANDA	2019	20231	BW622012112	KALKULUS I	2 E	0.00	0.00	N	
21021	10637442	10581102419	DAH ANANDA	2019	20231	BW622012112	KALKULUS I	2 E	0.00	0.00	N	
21022	10637443	10581102419	DAH ANANDA	2019	20231	BW622012112	KALKULUS I	2 E	0.00	0.00	N	
21023	10637444	10581102419	DAH ANANDA	2019	20231	BW622012112	KALKULUS I	2 E	0.00	0.00	N	
21024	10637445	10581102419	DAH ANANDA	2019	20231	BW622012112	KALKULUS I	2 E	0.00	0.00	N	
21025	10637446	10581102419	DAH ANANDA	2019	20231	BW622012112	KALKULUS I	2 E	0.00	0.00	N	
21026	10637447	10581102419	DAH ANANDA	2019	20231	BW622012112	KALKULUS I	2 E	0.00	0.00	N	
21027	10637448	10581102419	DAH ANANDA	2019	20231	BW622012112	KALKULUS I	2 E	0.00	0.00	N	
21028	10637449	10581102419	DAH ANANDA	2019	20231	BW622012112	KALKULUS I	2 E	0.00	0.00	N	
21029	10637450	10581102419	DAH ANANDA	2019	20231	BW622012112	KALKULUS I	2 E	0.00	0.00	N	
21030	10637451	10581102419	DAH ANANDA	2019	20231	BW622012112	KALKULUS I	2 E	0.00	0.00	N	
21031	10637452	10581102419	DAH ANANDA	2019	20231	BW622012112	KALKULUS I	2 E	0.00	0.00	N	
21032	10637453	10581102419	DAH ANANDA	2019	20231	BW622012112	KALKULUS I	2 E	0.00	0.00	N	
21033	10637454	10581102419	DAH ANANDA	2019	20231	BW622012112	KALKULUS I	2 E	0.00	0.00	N	
21034	10637455	10581102419	DAH ANANDA	2019	20231	BW622012112	KALKULUS I	2 E	0.00	0.00	N	
21035	10637456	10581102419	DAH ANANDA	2019	20231	BW622012112	KALKULUS I	2 E	0.00	0.00	N	
21036	10637457	10581102419	DAH ANANDA	2019	20231	BW622012112	KALKULUS I	2 E	0.00	0.00	N	
21037	10637458	10581102419	DAH ANANDA	2019	20231	BW622012112	KALKULUS I	2 E	0.00	0.00	N	
21038	10637459	10581102419	DAH ANANDA	2019	20231	BW622012112	KALKULUS I	2 E	0.00	0.00	N	
21039	10637460	10581102419	DAH ANANDA	2019	20231	BW622012112	KALKULUS I	2 E	0.00			

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	
45795	10417209	10581107720	Rahmat Ifandi	2020	20222	CW6222012915	TEKNIK SUNGAI II	2	F	3.00	0.00	N
45795	10417189	10581107720	Rahmat Ifandi	2020	20222	CW6222012917	BANGUNAN AIR II	2	E	0.00	0.00	N
45797	10417210	10581107720	Rahmat Ifandi	2020	20222	CW6222012919	IRIGASI III	2	B1	3.50	7.00	Y
45798	10417109	10581107720	Rahmat Ifandi	2020	20222	CW6222013919	HEKLABSI DAN BANGUN	3	B-	2.75	8.25	Y
45799	10503800	10581107720	Rahmat Ifandi	2020	20225	DW6222012915	KAI RUI US II	2	A	4.00	6.00	Y
45799	10503801	10581107720	Rahmat Ifandi	2020	20225	CW6222012914	FISIKA II	2	F	3.00	0.00	N
45791	10563982	10581107720	Rahmat Ifandi	2020	20223	CW6222012404	KONSTRUKSI BETON 1	2	B	3.00	6.00	Y
45792	10672407	10581107720	Rahmat Ifandi	2020	20231	AW68910041809	AL ISLAM KEUHAMMADI	1	E	0.00	0.00	N
45793	10672407	10581107720	Rahmat Ifandi	2020	20231	AW68910041809	AL ISLAM DAN KEMULIAH	1	E	0.00	0.00	N
45794	10672407	10581107720	Rahmat Ifandi	2020	20231	AW68910041809	AL ISLAM DAN KEMULIAH	1	C	0.00	0.00	N
45795	10672407	10581107720	Rahmat Ifandi	2020	20231	AW68910041809	AL ISLAM KEUHAMMADI	1	F	0.00	0.00	N
45795	10672407	10581107720	Rahmat Ifandi	2020	20231	AW68910041809	AL ISLAM KEUHAMMADI	1	F	0.00	0.00	N
45797	10672407	10581107720	Rahmat Ifandi	2020	20231	AW68910041809	AL ISLAM KEUHAMMADI	1	E	0.00	0.00	N
45797	10672407	10581107720	Rahmat Ifandi	2020	20231	AW68910041809	AL ISLAM KEUHAMMADI	1	E	0.00	0.00	N
45798	10672407	10581107720	Rahmat Ifandi	2020	20231	AW68910041809	AL ISLAM KEUHAMMADI	1	E	0.00	0.00	N
45798	10672407	10581107720	Rahmat Ifandi	2020	20231	AW68910041809	AL ISLAM KEUHAMMADI	1	F	0.00	0.00	N
45801	10672407	10581107720	Rahmat Ifandi	2020	20231	AW68910041809	AL ISLAM KEUHAMMADI	1	F	0.00	0.00	N
45802	10672407	10581107720	Rahmat Ifandi	2020	20231	AW68910041809	AL ISLAM KEUHAMMADI	1	E	0.00	0.00	N
45803	10672407	10581107720	Rahmat Ifandi	2020	20231	AW68910041809	AL ISLAM KEUHAMMADI	1	E	0.00	0.00	N
45804	10672407	10581107720	Rahmat Ifandi	2020	20231	AW68910041809	AL ISLAM KEUHAMMADI	1	E	0.00	0.00	N
45805	10672407	10581107720	Rahmat Ifandi	2020	20231	AW68910041809	AL ISLAM KEUHAMMADI	1	F	0.00	0.00	N
47026	9694693	10581109320	Amrullah	2020	20201	BW6222013106	MATEMATIKA DASAR	3	A	4.00	12.00	Y
47026	9679671	10581109320	Amrullah	2020	20201	CW6222012107	FISIKA TEKNIK	2	A	4.00	8.00	Y
47026	9679672	10581109320	Amrullah	2020	20201	CW6222012108	STATISTIK DAN DASAR-D	2	A	4.00	8.00	Y
47031	9079673	10581109320	Amrullah	2020	20201	CW6222013109	PENGORANGAN DASAR K	2	A	4.00	6.00	Y
47032	9079674	10581109320	Amrullah	2020	20201	CW6222013110	MENGGAMBAR KONSTRU	2	A	4.00	6.00	Y
47032	9679675	10581109320	Amrullah	2020	20201	CW6222012111	MEKANIKA FLUIDA DAN S	2	A	4.00	8.00	Y
47034	9694684	10581109320	Amrullah	2020	20201	CW6222012203	SISTEM INFORMASI GEOG	2	A	4.00	8.00	Y
47036	9694684	10581109320	Amrullah	2020	20201	CW6222012203	SISTEM INFORMASI GEOG	2	A	4.00	8.00	Y
47036	9694685	10581109320	Amrullah	2020	20201	CW6222012304	PENCANAAN JARINGAN	2	A	4.00	6.00	Y
47037	9694685	10581109320	Amrullah	2020	20201	CW6222012304	PENCANAAN JARINGAN	2	A	4.00	6.00	Y
47038	9694686	10581109320	Amrullah	2020	20201	CW6222012304	Hidrolika Tahapan	2	A	4.00	8.00	Y
47038	9694686	10581109320	Amrullah	2020	20202	AW6222012207	AIK II (PENG STUDI ISLA	2	A	4.00	8.00	Y
47040	9780065	10581109320	Amrullah	2020	20202	CW6222012201	MATEMATIKA TEKNIK I	2	A	4.00	6.00	Y
47041	9780070	10581109320	Amrullah	2020	20202	CW6222012205	Hidrolika Saliuran TIF	2	D	3.00	6.00	Y
47042	9780064	10581109320	Amrullah	2020	20202	CW6222012205	KIMIA BAHAN BANGUNAN	2	A	4.00	6.00	Y
47042	9780072	10581109320	Amrullah	2020	20202	CW6222012207	PENGABILAS LANJUTAN	2	A	4.00	8.00	Y
47044	9780073	10581109320	Amrullah	2020	20202	CW6222012208	ILMU UKUR TANAH DAN I	2	E	0.00	0.00	N
47046	9780066	10581109320	Amrullah	2020	20202	CW6222012209	STRUKTUR STATIS TERTI	2	A	4.00	6.00	Y
47046	9780063	10581109320	Amrullah	2020	20202	CW6222012210	Mekanika Tanah Dasar	2	A	4.00	6.00	Y
47047	9780074	10581109320	Amrullah	2020	20202	CW6222012211	Hidrologi Teknik Dasar	2	B	3.00	6.00	Y
47048	9780092	10581109320	Amrullah	2020	20202	CW6222012404	KONS TRUKSI BETON 1	2	A	4.00	8.00	Y
48325	10680258	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.00	8.00	Y
48326	10680255	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.00	8.00	Y
48327	10680255	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.00	8.00	Y
48328	10680255	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.00	8.00	Y
48329	10680255	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.00	8.00	Y
48330	10680255	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.00	8.00	Y
48331	10680255	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.00	8.00	Y
48332	10680255	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.00	8.00	Y
48333	10680255	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.00	8.00	Y
48334	10680255	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.00	8.00	Y
48335	10680255	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.00	8.00	Y
48336	10680255	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.00	8.00	Y
48337	10680255	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.00	8.00	Y
48338	10680255	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.00	8.00	Y
48339	10680255	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.00	8.00	Y
48340	10680255	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.00	8.00	Y
48341	10680255	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.00	8.00	Y
48342	10680255	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.00	8.00	Y
48343	10680255	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.00	8.00	Y
48344	10680255	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.00	8.00	Y
48345	10680255	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.00	8.00	Y
48346	10680255	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.00	8.00	Y
48347	10680255	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.00	8.00	Y
48348	10680255	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.00	8.00	Y
48349	10680255	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.00	8.00	Y
48350	10680255	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.00	8.00	Y
48351	10680255	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.00	8.00	Y
48352	10680255	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.00	8.00	Y
48353	10680255	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.00	8.00	Y
48354	10680255	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.00	8.00	Y
48355	10680255	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.00	8.00	Y
48356	10680255	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.00	8.00	Y
48357	10680255	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.00	8.00	Y
48358	10680255	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.00	8.00	Y
48359	10680255	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.00	8.00	Y
48360	10680255	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.00	8.00	Y
48361	10680255	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.00	8.00	Y
48362	10680255	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.00	8.00	Y
48363	10680255	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.00	8.00	Y
48364	10680255	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.00	8.00	Y
48365	10680255	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.00	8.00	Y
48366	10680255	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.00	8.00	Y
48367	10680255	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.00	8.00	Y
48368	10680255	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.00	8.00	Y
48369	10680255	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.00	8.00	Y
48370	10680255	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.00	8.00	Y
48371	10680255	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.00	8.00	Y
48372	10680255	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.00	8.00	Y
48373	10680255	10581110520	Muhrom	2020	20231	AW690910042711	KOMP REHENSIF AIK VII	2	A	4.0		

	A	U	C	D	L	I	G	H	I	J	K	L
5852	10305266	10581100122	Anugrah Anasta	2022	2021	A06222012101	PENDIDIKAN AGAMA ISLA	2 A		3,75	7,50	Y
5853	10305287	10581100122	Anugrah Anasta	2022	2021	A06222012102	BAHASA INDONESIA	2 A		3,75	7,50	Y
5854	10305288	10581100122	Anugrah Anasta	2022	2021	A06222012103	BAHASA INGGRIS TEKNIK	2 A		4,00	8,00	Y
5855	10305289	10581100122	Anugrah Anasta	2022	2021	A06222012104	ILMU SOSIAL BUDAYA DAN	2 A		3,75	7,50	Y
5856	10305290	10581100122	Anugrah Anasta	2022	2021	A06222012105	PENDIDIKAN PANCASILA	2 A		4,00	8,00	Y
5857	10305301	10581100122	Anugrah Anasta	2022	2021	B06222012112	KALKULUS I	2 B		3,00	6,00	Y
5858	10305302	10581100122	Anugrah Anasta	2022	2021	C06222012116	ETIKA PROFESI	2 A		4,00	8,00	Y
5859	10305304	10581100122	Anugrah Anasta	2022	2021	C06222012108	STATISTIK DAN DASAR DA	2 B		2,75	5,50	Y
5860	10305305	10581100122	Anugrah Anasta	2022	2021	C06222012113	KOMPUTER I	2 B		3,00	6,00	Y
5861	10305306	10581100122	Anugrah Anasta	2022	2021	C06222012114	MENGEMBANG TEKNIK	2 A		4,00	8,00	Y
5862	10305307	10581100122	Anugrah Anasta	2022	2021	C06222012115	MENINGKATKAN LINDA	2 D		3,00	6,00	Y
5863	10305308	10581100122	Anugrah Anasta	2022	2021	C06222012117	FISIKA I	2 A		4,00	8,00	Y
5864	10415353	10581100122	Anugrah Anasta	2022	2022	A06091034206	AL ISLAM KEMUHAMMADI	1 A		4,00	4,00	Y
5865	10415354	10581100122	Anugrah Anasta	2022	2022	A06091034206	AL ISLAM KEMUHAMMADI	1 A		4,00	4,00	Y
5866	10415355	10581100122	Anugrah Anasta	2022	2022	A06091034206	AL ISLAM KEMUHAMMADI	1 A		4,00	4,00	Y
5867	10415356	10581100122	Anugrah Anasta	2022	2022	A06091034206	AL ISLAM KEMUHAMMADI	1 A		4,00	4,00	Y
5868	10415357	10581100122	Anugrah Anasta	2022	2022	A06091034206	AL ISLAM KEMUHAMMADI	1 A		4,00	4,00	Y
5869	10415358	10581100122	Anugrah Anasta	2022	2022	A06091034206	AL ISLAM KEMUHAMMADI	1 A		4,00	4,00	Y
5870	10415359	10581100122	Anugrah Anasta	2022	2022	A06091034206	AL ISLAM KEMUHAMMADI	1 A		4,00	4,00	Y
5871	10415360	10581100122	Anugrah Anasta	2022	2022	A06091034206	AL ISLAM KEMUHAMMADI	1 A		4,00	4,00	Y
5872	10415361	10581100122	Anugrah Anasta	2022	2022	A06091034206	AL ISLAM KEMUHAMMADI	1 A		4,00	4,00	Y

	A	E	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
5956	10313303	10581100422	ABU BAKRI SI	2022	2021	A06222012101	PENDIDIKAN AGAMA ISLA	2 B		3,50	7,00	Y
5957	10313304	10581100422	ABU BAKRI SI	2022	2021	A06222012102	BAHASA INDONESIA	2 A		4,00	8,00	Y
5958	10313305	10581100422	ABU BAKRI SI	2022	2021	A06222012103	BAHASA INGGRIS TEKNIK	2 A		3,75	7,50	Y
5959	10313306	10581100422	ABU BAKRI SI	2022	2021	A06222012104	ILMU SOSIAL BUDAYA DAN	2 B		3,00	6,00	Y
5960	10313307	10581100422	ABU BAKRI SI	2022	2021	A06222012105	PENDIDIKAN PANCASILA	2 A		3,75	7,50	Y
5961	10313308	10581100422	ABU BAKRI SI	2022	2021	B06222012112	KALKULUS I	2 C		2,00	4,00	Y
5962	10313309	10581100422	ABU BAKRI SI	2022	2021	C06222012116	ETIKA PROFESI	2 A		3,75	7,50	Y
5963	10313310	10581100422	ABU BAKRI SI	2022	2021	C06222012108	STATISTIK DAN DASAR DA	2 B		2,50	5,00	Y
5964	10313311	10581100422	ABU BAKRI SI	2022	2021	C06222012113	KOMPUTER I	2 B		3,00	6,00	Y
5965	10313312	10581100422	ABU BAKRI SI	2022	2021	C06222012114	MENGEMBANG TEKNIK	2 A		4,00	8,00	Y
5966	10313313	10581100422	ABU BAKRI SI	2022	2021	C06222012115	MENINGKATKAN LINDA	2 D		3,00	6,00	Y
5967	10415374	10581100422	ABU BAKRI SI	2022	2021	C06222012117	FISIKA I	2 B		2,50	5,00	Y
5968	10415375	10581100422	ABU BAKRI SI	2022	2022	A06091034206	AL ISLAM KEMUHAMMADI	1 A		4,00	4,00	Y
5969	10415376	10581100422	ABU BAKRI SI	2022	2022	A06091034206	AL ISLAM KEMUHAMMADI	1 A		4,00	4,00	Y
5970	10415377	10581100422	ABU BAKRI SI	2022	2022	A06091034206	AL ISLAM KEMUHAMMADI	1 A		4,00	4,00	Y
5971	10415378	10581100422	ABU BAKRI SI	2022	2022	A06091034206	AL ISLAM KEMUHAMMADI	1 A		4,00	4,00	Y
5972	10415379	10581100422	ABU BAKRI SI	2022	2022	A06091034206	AL ISLAM KEMUHAMMADI	1 A		4,00	4,00	Y
5973	10415380	10581100422	ABU BAKRI SI	2022	2022	A06091034206	AL ISLAM KEMUHAMMADI	1 A		4,00	4,00	Y
5974	10415381	10581100422	ABU BAKRI SI	2022	2022	A06091034206	AL ISLAM KEMUHAMMADI	1 A		4,00	4,00	Y
5975	10415382	10581100422	ABU BAKRI SI	2022	2022	A06091034206	AL ISLAM KEMUHAMMADI	1 A		4,00	4,00	Y

	A	R	C	D	F	F	G	H	I	J	K	L
6051	10443454	10581100622	SALMAN ALFAR	2022	2022	A06091034202	PENDIDIKAN KEWARGAANA	2 A		3,75	7,50	Y
6052	10443455	10581100622	SALMAN ALFAR	2022	2022	A06091034202	PENDIDIKAN KEWARGAANA	2 A		3,75	7,50	Y
6053	10443456	10581100622	SALMAN ALFAR	2022	2022	A06091034202	Pendidikan Kewarganaga	2 A		3,75	7,50	Y
6054	10443457	10581100622	SALMAN ALFAR	2022	2022	A06091034202	PENDIDIKAN KEWARGAANA	2 A		3,75	7,50	Y
6055	10443458	10581100622	SALMAN ALFAR	2022	2022	A06091034202	Pendidikan Kewarganaga	2 A		3,75	7,50	Y
6056	10443459	10581100622	SALMAN ALFAR	2022	2022	A06091034202	Pendidikan Kewarganaga	2 A		3,75	7,50	Y
6057	10443460	10581100622	SALMAN ALFAR	2022	2022	A06091034202	BAHASA INGGRIS	2 B		2,75	5,50	Y
6058	10443461	10581100622	SALMAN ALFAR	2022	2022	A06091034202	BAHASA INGGRIS	2 D		2,75	5,50	Y
6059	10443462	10581100622	SALMAN ALFAR	2022	2022	A06091034202	BAHASA INGGRIS	2 D		2,75	5,50	Y
6060	10443463	10581100622	SALMAN ALFAR	2022	2022	A06091034202	PENDIDIKAN BAHASA ING	2 B		2,75	5,50	Y
6061	10443464	10581100622	SALMAN ALFAR	2022	2022	A06091034202	BAHASA INGGRIS	2 B		2,75	5,50	Y
6062	10443465	10581100622	SALMAN ALFAR	2022	2022	A06091034202	Pendidikan Bahasa Inggris	2 B		2,75	5,50	Y
6063	10443466	10581100622	SALMAN ALFAR	2022	2022	A06091034202	PENDIDIKAN BAHASA ING	2 B		2,75	5,50	Y
6064	10443467	10581100622	SALMAN ALFAR	2022	2022	A06091034202	BAHASA INGGRIS	2 B		2,75	5,50	Y
6065	10443468	10581100622	SALMAN ALFAR	2022	2022	A06091034202	BAHASA INGGRIS	2 B		2,75	5,50	Y
6066	10443469	10581100622	SALMAN ALFAR	2022	2022	A06091034202	PENDIDIKAN BAHASA ING	2 B		2,75	5,50	Y
6067	10443470	10581100622	SALMAN ALFAR	2022	2022	A06091034202	BAHASA INGGRIS	2 B		2,75	5,50	Y
6068	10443471	10581100622	SALMAN ALFAR	2022	2022	A06091034202	BAHASA INGGRIS	2 B		2,75	5,50	Y
6069	10443472	10581100622	SALMAN ALFAR	2022	2022	A06091034202	PENDIDIKAN BAHASA ING	2 B		2,75	5,50	Y
6070	10443473	10581100622	SALMAN ALFAR	2022	2022	A06091034202	BAHASA INGGRIS	2 B		2,75	5,50	Y
6071	10443474	10581100622	SALMAN ALFAR	2022	2022	A06091034202	BAHASA INGGRIS TEKNIK	2 B		2,75	5,50	Y

	A	B	C	D	L	I	G	H	I	J	K	L
6100	10799241	10581101622	MUH SYAHIDU	2022	2022	C06222012414	MATEMATIKA TEKNIK II	2 K				N
6101	10799242	10581101622	MUH SYAHIDU	2022	2022	C06222012415	IRIGASI II	2 K				N
6102	10799243	10581101622	MUH SYAHIDU	2022	2022	C06222012416	MEKANIKA TEKNIK III	2 K				N
6103	10799244	10581101622	MUH SYAHIDU	2022	2022	C06222012417	TEKNIK PONDASI II	2 K				N
6104	10305331	10581101722	Andi anmadi	2022	2021	A06222012101	PENDIDIKAN AGAMA ISLA	2 C		3,00	6,00	Y
6105	10305332	10581101722	Andi anmadi	2022	2021	A06222012102	BAHASA INDONESIA	2 B		2,75	5,50	Y
6106	10305333	10581101722	Andi anmadi	2022	2021	A06222012103	BAHASA INGGRIS TEKNIK	2 E		3,00	6,00	N
6107	10305334	10581101722	Andi anmadi	2022	2021	A06222012104	ILMU SOSIAL BUDAYA DAN	2 E		3,00	6,00	N
6108	10305335	10581101722	Andi anmadi	2022	2021	A06222012105	PENDIDIKAN PANCASILA	2 C		3,00	6,00	Y
6109	10305336	10581101722	Andi anmadi	2022	2021	B06222012112	KALKULUS I	2 C		3,00	6,00	N
6110	10305337	10581101722	Andi anmadi	2022	2021	C06222012116	ETIKA PROFESI	2 C		3,00	6,00	Y
6111	10305338	10581101722	Andi anmadi	2022	2021	C06222012108	STATISTIK DAN DASAR DA	2 C		2,50	5,00	Y
6112	10305339	10581101722	Andi anmadi	2022	2021	C06222012113	KOMPUTER I	2 E		3,00	6,00	N
6113	10305340	10581101722	Andi anmadi	2022	2021	C06222012114	MENGEMBANG TEKNIK	2 E		3,00	6,00	N
6114	10305341	10581101722	Andi anmadi	2022	2021	C06222012115	MENINGKATKAN LINDA	2 C		3,00	6,00	Y
6115	10305342	10581101722	Andi anmadi	2022	2021	C06222012117	FISIKA I	2 E		3,00	6,00	N
6116	10305343	10581101822	Missa Nur Cahay	2022	2021	A06222012101	PENDIDIKAN AGAMA ISLA	2 A		4,00	8,00	Y
6117	10305344	10581101822	Missa Nur Cahay	2022	2021	A06222012102	BAHASA INDONESIA	2 A		4,00	8,00	Y

190	108811E11	ML-UMMAR FAJAR	7.00	2.61	18.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	18.00	3.93	
191	108811E11	RAMBA, UJUNGUS	7.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
192	108811E11	INDRA BAKARI	10.00	0.71	22.00	3.37	22.00	3.09	21.70	3.17	24.00	3.36	22.00	3.38	24.00	3.36	5.70	3.71	6.00	5.70	6.00	156.00	3.80
193	108811E11	SHUKA ARIANTI	10.00	2.24	20.00	3.27	22.00	3.83	24.00	4.43	2.00	20.00	2.43	22.00	3.25	22.00	2.72	2.88	2.90	30.00	156.00	2.82	
194	108811E11	ML-ALVINACH-MAK	10.00	5.41	22.00	2.78	22.00	3.60	15.70	2.20	18.00	3.70	20.00	3.37	24.00	3.18	14.70	2.58	12.00	15.00	15.00	5.45	
195	108811E11	ISWAN	12.00	1.91	16.00	2.05	12.00	0.00	0.00	1.00	8.00	1.00	6.00	2.24	6.00	1.24	6.00	1.20	14.00	12.00	2.00	4.70	
196	108811E11	DEPKINH AKRAF	1.00	6.00	6.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	6.00	6.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	6.00	7.00	
197	108811E11	ABDUL KHAMAM AMIN	9.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.47	2.00	1.43	6.00	0.92	4.00	1.00	6.00	22.00	2.00		
198	108811E11	YENNA J. YAP	10.00	1.87	18.00	3.86	15.00	0.48	3.70	0.43	2.00	0.71	8.00	2.13	12.00	1.70	10.00	0.00	0.00	0.00	99.00	2.78	
199	108811E11	ALAN ARDITO	7.00	2.91	20.00	2.23	16.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	30.00	2.34	
200	108811E11	FACHRI AH	0.00	3.85	22.00	3.37	22.00	3.27	22.00	3.40	22.00	3.64	22.00	3.83	22.00	3.76	14.00	1.83	4.00	15.00	15.00	3.67	
201	108811E11	SHIRIL	10.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	10.00	2.00	
202	108811E11	SABRILL HIFAYATI HIL	8.00	1.27	6.00	0.77	0.00	0.14	2.70	0.21	4.00	0.57	4.00	1.00	6.00	0.86	4.00	1.14	4.00	1.14	4.00	51.00	2.70
203	108811E11	HERWIN JUPIRI	11.00	2.71	22.00	2.77	18.00	1.75	14.00	1.40	12.00	2.00	12.00	3.38	18.00	3.20	47.00	3.14	22.00	120.00	2.40		
204	108811E11	A BRD ARIS	7.00	1.95	16.00	1.05	11.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	37.00	2.44	
205	108811E11	CHERIKUL YANM	12.00	4.71	20.00	4.81	24.00	3.00	40.00	4.94	22.00	5.30	6.00	2.57	8.00	4.20	14.00	4.11	12.00	120.00	2.99		
206	108811E11	MEGALITAMI HERMAN	9.00	0.00	22.00	3.83	22.00	3.36	12.00	1.20	18.00	2.60	16.00	2.60	18.00	2.80	12.00	2.73	10.00	15.00	15.00	3.12	
207	108811E11	ML-ALDY PRATAMA	6.00	0.82	9.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.37	4.00	0.50	4.00	1.29	6.00	0.88	5.00	2.29	12.00	47.00	2.51		
208	108811E11	SHI NICKA MAH	10.00	3.68	22.00	3.18	22.00	3.55	20.00	2.40	16.00	3.70	20.00	3.83	24.00	3.10	15.00	3.82	4.00	15.00	4.83		
209	108811E11	FANCI IRFANDI FENG	11.00	2.86	22.00	3.32	22.00	3.00	20.00	2.20	16.00	2.50	16.00	3.40	18.00	2.10	18.00	2.70	18.00	15.00	55.00	3.22	
210	108811E11	ML-PAHULIA	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
211	108811E11	ANDI REZY SPUTRA	12.00	3.11	22.00	2.05	15.00	1.00	15.00	0.18	2.00	2.14	10.00	2.30	11.00	2.60	18.00	2.70	16.00	15.00	55.00	3.21	
212	108811E11	ADIDY SUDI	12.00	3.27	22.00	2.77	18.00	3.00	12.00	2.10	18.00	2.60	16.00	2.60	18.00	2.80	12.00	2.73	10.00	15.00	15.00	3.12	
213	108811E11	ML- ERWIN	6.00	0.73	22.00	0.55	22.00	3.18	22.00	3.08	22.00	3.53	22.00	3.83	22.00	3.89	17.00	2.00	4.00	15.00	5.69		
214	108811E11	JACALIN JR	9.00	4.00	22.00	3.68	22.00	3.36	22.00	2.40	24.00	3.90	20.00	4.00	22.00	4.00	34.00	1.00	4.00	15.00	2.70		
215	108811E11	RIANINGSI	6.00	4.00	22.00	3.36	22.00	3.09	22.00	3.30	24.00	3.60	20.00	3.75	22.00	7.00	17.00	1.50	4.00	15.00	4.60		
216	108811E11	KALI IMAL AGUS SAURA	6.00	1.80	18.00	1.09	12.00	0.25	4.00	0.49	4.00	1.71	8.00	0.60	6.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	52.00	2.81	
217	108811E11	ML-AMMAD SAIRIJUN	6.00	3.88	18.00	0.32	0.00	0.00	0.00	0.49	2.00	0.00	0.00	2.29	8.00	0.98	0.00	0.00	0.00	0.00	39.00	2.23	
218	108811E11	KHAFIZURRAHMAN SYA	9.00	2.21	16.00	1.64	15.00	0.00	0.00	1.00	8.00	0.24	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	41.00	2.61	
219	108811E11	SANI LUMPI	3.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
220	108811E11	FCI PRAMIYKA	11.00	2.05	20.00	2.41	19.00	2.30	15.00	2.40	18.00	3.10	20.00	3.83	24.00	3.25	22.00	3.55	18.00	15.00	54.00	3.40	
221	108811E11	RAMULAN	4.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.43	4.00	0.49	2.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	6.00	1.75	
222	108811E11	ANIK SIA MELDIATY	15.00	2.86	20.00	2.05	17.00	1.80	17.00	1.23	6.00	2.50	14.00	3.50	18.00	2.83	22.00	2.70	14.00	14.00	44.00	3.22	
223	108811E11	IMMA A JUDITHI	9.00	2.77	22.00	3.08	22.00	3.00	44.00	1.20	24.00	3.50	22.00	4.00	20.00	3.80	14.00	3.00	4.00	15.00	15.00	2.74	
224	108811E11	KHAFIZURRAHMAN SYA	6.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.14	2.70	0.21	4.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	6.00	2.00	
225	108811E11	FUNAR MUKAWATI	9.00	1.68	22.00	2.27	22.00	3.99	44.00	3.88	24.00	3.60	24.00	3.75	20.00	3.70	14.00	3.44	4.00	15.00	15.00	2.60	
226	108811E11	JANINDA PERTANI	0.00	3.85	22.00	3.41	22.00	3.01	22.00	2.20	18.00	3.60	20.00	3.83	24.00	3.36	22.00	2.44	10.00	15.00	15.00	3.53	
227	108811E11	MARCEL	0.00	3.00	20.00	3.00	22.00	2.71	17.00	4.89	16.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	15.00	4.89	
228	108811E11	ML-IRINI ESTARI S	0.00	3.87	22.00	3.91	22.00	3.09	22.00	3.51	22.00	3.50	24.00	4.00	20.00	3.44	17.00	1.50	4.00	15.00	15.00	4.87	
229	108811E11	MUTYA NATI	0.00	0.86	11.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.57	4.00	0.29	2.00	0.29	4.00	0.00	0.00	0.00	19.00	1.79	
230	108811E11	ML-IRANI	6.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.14	2.70	0.21	4.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	6.00	2.00	
231	108811E11	IRINI-JI	8.00	3.24	22.00	0.29	1.00	0.19	1.00	0.19	1.00	0.19	1.00	0.19	1.00	0.19	1.00	0.19	1.00	0.19	22.00	2.80	
232	108811E11	IRWIN	15.00	1.27	15.00	0.00	0.00	0.29	2.70	0.20	2.00	0.48	2.00	3.20	29.00	2.87	20.00	1.70	10.00	14.00	14.00	2.94	
233	108811E11	HERI MULIADI LAMPA	9.00	2.08	12.00	0.47	22.00	0.25	4.00	0.49	2.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	29.00	2.97	
234	108811E11	ILMELATI AWALIA	0.00	3.64	22.00	3.27	22.00	3.73	20.00	3.10	20.00	3.18	20.00	3.67	22.00	3.63	17.00	2.30	10.00	15.00	15.00	4.00	
235	108811E11	SIVHRI JARIFF	7.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.51	2.50	0.70	2.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	4.00	2.00	
236	108811E11	ML-IRANI	7.00	0.00	0.00	0.00	2.00	0.66	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	27.00	2.83	
237	108811E11	ML-ALYASTYAN SIA	12.00	0.86	22.00	0.18	2.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	15.00	1.93	
238	108811E11	FENYANERHAIHAI SYA	12.00	2.77	20.00	1.18	12.00	1.50	12.00	1.58	12.00	1.43	8.00	1.75	10.00	2.88	14.00	1.70	10.00	15.00	15.00	3.10	
239	108811E11	RAHMATULLAH PRATI	6.00	3.41	22.00	3.00	22.00	1.91	22.00	3.20	20.00	3.42	20.00	3.83	20.00	3.52	23.00	3.43	14.00	15.00	15.00	2.91	
240	108811E11	A KAWAN SAMITRA	15.00	2.25	22.00	1.05	0.00	1.75	21.00	1.50	10.00	2.25	14.00	0.40	4.00	2.67	8.00	1.70	6.00	51.00	1.00	3.80	
241	108811E11	IRHAM ARISAFUTRA	6.00	0.27	2.00	0.36	4.00	1.86	31.00	1.70	10.00	2.13	10.00	3.00	10.00	1.75	8.00	1.11	6.00	76.00	2.77		
242	108811E11	ML-IRANI	7.00	2.99	20.00	0.84	2.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	27.00	2.83	
243	108811E11	SYAFRI MD	9.00	3.13	20.00	2.25	18.00	3.80	12.00	3.00	20.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	15.00	3.89	
244	108811E11	SI AYU RAMBKA	6.00	2.42	22.00	2.50	4.00	4.40	16.00	2.89	16.00	3.44	8.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	14.00	3.22	
245	108811E11	DEPKAWAL	10.00	3.64	22.00	3.50	22.00	3.58	20.00	3.25	24.00	3.08											

293	1.0582E-11	B/W/NDI	2.00	3.90	25.00	2.55	20.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	15.00	5.07		
294	1.0582E-11	IKR/JP	10.00	2.26	25.00	4.65	20.00	2.27	22.00	3.08	20.00	2.92	24.00	2.27	22.00	3.22	22.00	2.92	24.00	2.27	22.00	3.22	22.00	2.92	24.00	2.27
295	1.0582E-11	KEP/IND SAMAN/2 SU	10.00	3.78	25.00	3.91	18.00	3.75	22.00	3.58	21.00	3.55	22.00	3.53	23.00	3.83	22.00	3.83	22.00	3.83	22.00	3.83	22.00	3.83	22.00	3.83
296	1.0582E-11	JKR/AN L	3.00	1.47	25.00	3.27	20.00	1.47	22.00	2.00	20.00	2.00	20.00	2.00	20.00	2.00	20.00	2.00	20.00	2.00	20.00	2.00	20.00	2.00	20.00	2.00
297	1.0582E-11	REP/AN AFF/1/AF	10.00	3.80	25.00	3.56	18.00	3.82	20.00	3.80	20.00	3.83	20.00	3.83	20.00	3.89	21.00	3.91	21.00	3.91	21.00	3.91	21.00	3.91	21.00	3.91
298	1.0582E-11	JKL/ARI/MI/1/AF/INDRA	10.00	3.26	25.00	4.27	18.00	3.24	20.00	3.20	18.00	4.75	20.00	3.20	24.00	3.39	14.00	2.85	14.00	2.85	14.00	2.85	14.00	2.85	14.00	2.85
299	1.0582E-11	YNI/IS/1/AF/INDRA	9.00	3.91	25.00	3.27	20.00	3.92	22.00	3.58	24.00	3.82	22.00	3.82	22.00	3.77	23.00	3.60	23.00	3.60	23.00	3.60	23.00	3.60	23.00	3.60
300	1.0582E-11	SIY/RI/1/AF/INDRA	11.00	3.25	19.00	1.10	8.00	3.23	16.00	3.25	11.00	3.20	18.00	3.21	20.00	3.21	18.00	3.20	18.00	3.21	18.00	3.21	18.00	3.21	18.00	3.21
301	1.0582E-11	PJ/1/AF/INDRA	11.00	3.27	23.00	1.28	10.00	3.24	20.00	3.20	20.00	3.20	20.00	3.20	20.00	3.20	20.00	3.20	20.00	3.20	20.00	3.20	20.00	3.20	20.00	3.20
302	1.0582E-11	PJ/2/AF/INDRA	11.00	3.27	23.00	1.28	10.00	3.24	20.00	3.20	20.00	3.20	20.00	3.20	20.00	3.20	20.00	3.20	20.00	3.20	20.00	3.20	20.00	3.20	20.00	3.20
303	1.0582E-11	MLH/AR/PA	11.00	3.41	25.00	1.00	10.00	3.43	19.00	3.40	6.00	3.21	17.00	3.40	16.00	3.43	20.00	3.24	19.00	3.24	19.00	3.24	19.00	3.24	19.00	3.24
304	1.0582E-11	MLH/J/INDRA	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
305	1.0582E-11	HAR/AM/1/AF	11.00	3.61	25.00	3.64	18.00	3.64	22.00	3.20	20.00	3.10	18.00	3.58	24.00	3.56	14.00	2.81	14.00	2.81	14.00	2.81	14.00	2.81	14.00	2.81
306	1.0582E-11	W/PA	11.00	3.17	23.00	2.73	20.00	3.10	16.00	3.20	18.00	3.27	22.00	3.10	22.00	3.22	16.00	2.85	16.00	2.85	16.00	2.85	16.00	2.85	16.00	2.85
307	1.0582E-11	AP/RI/1/AF/INDRA	1.00	0.20	5.00	0.80	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
308	1.0582E-11	JAN/RI/1/AF/INDRA	1.00	0.20	5.00	0.80	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
309	1.0582E-11	J/1/AF/INDRA	11.00	3.87	17.00	0.10	2.00	3.71	8.00	3.56	22.00	3.33	27.00	3.40	18.00	3.83	16.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95
310	1.0582E-11	J/2/AF/INDRA	11.00	3.87	17.00	0.10	2.00	3.71	8.00	3.56	22.00	3.33	27.00	3.40	18.00	3.83	16.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95
311	1.0582E-11	J/3/AF/INDRA	11.00	3.87	17.00	0.10	2.00	3.71	8.00	3.56	22.00	3.33	27.00	3.40	18.00	3.83	16.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95
312	1.0582E-11	J/4/AF/INDRA	11.00	3.87	17.00	0.10	2.00	3.71	8.00	3.56	22.00	3.33	27.00	3.40	18.00	3.83	16.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95
313	1.0582E-11	J/5/AF/INDRA	11.00	3.87	17.00	0.10	2.00	3.71	8.00	3.56	22.00	3.33	27.00	3.40	18.00	3.83	16.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95
314	1.0582E-11	J/6/AF/INDRA	11.00	3.87	17.00	0.10	2.00	3.71	8.00	3.56	22.00	3.33	27.00	3.40	18.00	3.83	16.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95
315	1.0582E-11	J/7/AF/INDRA	11.00	3.87	17.00	0.10	2.00	3.71	8.00	3.56	22.00	3.33	27.00	3.40	18.00	3.83	16.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95
316	1.0582E-11	J/8/AF/INDRA	11.00	3.87	17.00	0.10	2.00	3.71	8.00	3.56	22.00	3.33	27.00	3.40	18.00	3.83	16.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95
317	1.0582E-11	J/9/AF/INDRA	11.00	3.87	17.00	0.10	2.00	3.71	8.00	3.56	22.00	3.33	27.00	3.40	18.00	3.83	16.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95
318	1.0582E-11	J/10/AF/INDRA	11.00	3.87	17.00	0.10	2.00	3.71	8.00	3.56	22.00	3.33	27.00	3.40	18.00	3.83	16.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95
319	1.0582E-11	J/11/AF/INDRA	11.00	3.87	17.00	0.10	2.00	3.71	8.00	3.56	22.00	3.33	27.00	3.40	18.00	3.83	16.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95
320	1.0582E-11	J/12/AF/INDRA	11.00	3.87	17.00	0.10	2.00	3.71	8.00	3.56	22.00	3.33	27.00	3.40	18.00	3.83	16.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95
321	1.0582E-11	J/13/AF/INDRA	11.00	3.87	17.00	0.10	2.00	3.71	8.00	3.56	22.00	3.33	27.00	3.40	18.00	3.83	16.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95
322	1.0582E-11	J/14/AF/INDRA	11.00	3.87	17.00	0.10	2.00	3.71	8.00	3.56	22.00	3.33	27.00	3.40	18.00	3.83	16.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95
323	1.0582E-11	J/15/AF/INDRA	11.00	3.87	17.00	0.10	2.00	3.71	8.00	3.56	22.00	3.33	27.00	3.40	18.00	3.83	16.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95
324	1.0582E-11	J/16/AF/INDRA	11.00	3.87	17.00	0.10	2.00	3.71	8.00	3.56	22.00	3.33	27.00	3.40	18.00	3.83	16.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95
325	1.0582E-11	J/17/AF/INDRA	11.00	3.87	17.00	0.10	2.00	3.71	8.00	3.56	22.00	3.33	27.00	3.40	18.00	3.83	16.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95
326	1.0582E-11	J/18/AF/INDRA	11.00	3.87	17.00	0.10	2.00	3.71	8.00	3.56	22.00	3.33	27.00	3.40	18.00	3.83	16.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95
327	1.0582E-11	J/19/AF/INDRA	11.00	3.87	17.00	0.10	2.00	3.71	8.00	3.56	22.00	3.33	27.00	3.40	18.00	3.83	16.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95
328	1.0582E-11	J/20/AF/INDRA	11.00	3.87	17.00	0.10	2.00	3.71	8.00	3.56	22.00	3.33	27.00	3.40	18.00	3.83	16.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95
329	1.0582E-11	J/21/AF/INDRA	11.00	3.87	17.00	0.10	2.00	3.71	8.00	3.56	22.00	3.33	27.00	3.40	18.00	3.83	16.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95
330	1.0582E-11	J/22/AF/INDRA	11.00	3.87	17.00	0.10	2.00	3.71	8.00	3.56	22.00	3.33	27.00	3.40	18.00	3.83	16.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95
331	1.0582E-11	J/23/AF/INDRA	11.00	3.87	17.00	0.10	2.00	3.71	8.00	3.56	22.00	3.33	27.00	3.40	18.00	3.83	16.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95
332	1.0582E-11	J/24/AF/INDRA	11.00	3.87	17.00	0.10	2.00	3.71	8.00	3.56	22.00	3.33	27.00	3.40	18.00	3.83	16.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95
333	1.0582E-11	J/25/AF/INDRA	11.00	3.87	17.00	0.10	2.00	3.71	8.00	3.56	22.00	3.33	27.00	3.40	18.00	3.83	16.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95
334	1.0582E-11	J/26/AF/INDRA	11.00	3.87	17.00	0.10	2.00	3.71	8.00	3.56	22.00	3.33	27.00	3.40	18.00	3.83	16.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95	15.00	2.95</

901	1088LE-11	JASRU D	5,00	9,00	21,00	1,91	16,00	9,68	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	41,00	2,95		
902	1088LE-11	MUR KHOR JAYA	9,00	21,11	20,00	2,67	20,00	2,70	0,00	4,94	20,00	2,10	20,00	3,27	24,00	0,00	14,44	4,00	126,00	1,46		
903	1088LE-11	FATOLH SAF-MANL B	7,00	2,08	17,00	0,50	1,00	9,67	1,00	0,00	0,00	1,48	6,00	1,48	10,00	2,13	10,00	0,00	0,00	51,00	2,86	
404	1088LE-11	MU' AMAD MUYAWIR	7,00	2,72	22,00	3,30	20,00	3,13	10,00	0,73	6,00	6,00	6,00	1,60	2,00	4,00	0,00	0,00	0,00	0,00	256,00	2,18
405	1088LE-11	MANG FINGDU WUJAY	1,00	0,17	2,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	2,00	1,00
406	1088LE-11	AL-DIBLAW	11,00	2,17	19,00	0,55	4,00	9,57	4,70	0,71	4,00	2,43	10,00	2,40	16,00	2,65	18,00	2,08	12,00	14,00	1,00	2,00
907	1088LE-11	HESTI SATRIWATI	6,00	9,78	28,00	3,27	22,00	3,09	21,00	3,72	20,00	3,50	22,00	3,67	21,00	2,78	10,00	2,08	7,00	156,00	3,62	
414	1088LE-11	FIRMAN KATITKA	5,00	1,31	3,00	0,25	2,00	0,29	2,70	0,70	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	17,00	1,35	
408	1088LE-11	MU- FATMA HABAS	1,00	1,48	14,00	0,50	1,00	9,29	2,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	20,00	2,30
410	1088LE-11	AL-DI WAHYU DI	1,00	2,70	19,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	19,00	3,76	
411	1088LE-11	RISALDI	11,00	1,65	15,00	0,25	2,00	0,00	0,00	0,29	2,00	1,86	12,00	0,75	6,00	2,29	10,00	2,23	14,00	77,00	2,82	
412	1088LE-11	MU-AMMAN FIKRIN H	0,00	3,30	23,00	3,18	22,00	3,55	20,00	2,71	20,00	3,00	18,00	3,33	24,00	3,65	18,00	1,50	2,00	156,00	3,43	
911	1088LE-11	ALDI AFFANYO	2,00	2,81	21,00	0,20	2,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	23,00	1,91
414	1088LE-11	FIRMAN KATITKA	5,00	1,31	3,00	0,25	2,00	0,29	2,70	0,70	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	17,00	1,35	
415	1088LE-11	ZHAI WAJUM NASIR	11,00	2,81	21,00	2,80	20,00	2,56	10,00	4,18	14,00	3,00	24,00	2,28	16,00	4,44	14,00	2,24	4,00	149,00	2,21	
416	1088LE-11	MU- WILISALAM	10,00	3,52	23,00	2,64	20,00	2,60	18,00	3,20	18,00	2,91	18,00	3,30	18,00	3,60	18,00	2,20	1,00	156,00	3,43	
417	1088LE-11	ALDI MUHAMMAD SA	10,00	2,11	19,00	0,20	2,00	0,72	0,00	0,00	0,00	3,49	14,00	2,08	22,00	2,10	40,00	2,11	14,00	12,00	1,92	
418	1088LE-11	MU- ALI FUSYAHIRIN AN	11,00	2,00	19,00	0,50	4,00	1,48	10,70	0,63	4,00	3,43	14,00	2,47	18,00	2,88	18,00	2,11	12,00	17,00	1,05	
419	1088LE-11	RAMLI	11,00	2,00	19,00	0,56	4,00	1,57	30,00	0,52	4,00	3,00	12,00	3,08	24,00	2,33	45,00	2,20	20,00	143,00	2,98	
420	1088LE-11	ALDI AFFANYO	2,00	2,81	21,00	0,20	2,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	23,00	1,91	
421	1088LE-11	ALDI AFFANYO	2,00	2,81	21,00	0,20	2,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	23,00	1,91	
422	1088LE-11	MU- ALI WAJIB	11,00	2,81	21,00	2,80	20,00	2,56	10,00	4,18	14,00	3,00	24,00	2,28	16,00	4,44	14,00	2,24	4,00	149,00	2,21	
423	1088LE-11	MU- ALI FATHOLIQ	1,00	6,00	6,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00	
424	1088LE-11	MU- ALI WAJIB	11,00	2,81	21,00	2,80	20,00	2,56	10,00	4,18	14,00	3,00	24,00	2,28	16,00	4,44	14,00	2,24	4,00	149,00	2,21	
425	1088LE-11	MU- ALI WAJIB	11,00	2,81	21,00	2,80	20,00	2,56	10,00	4,18	14,00	3,00	24,00	2,28	16,00	4,44	14,00	2,24	4,00	149,00	2,21	
426	1088LE-11	MADIKHA PURNAMA AZ	11,00	2,81	21,00	2,70	17,00	0,78	2,00	0,71	4,00	1,57	8,00	2,50	11,00	2,18	11,00	1,13	8,00	97,00	2,90	
427	1088LE-11	FASIM	11,00	1,38	13,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	13,00	1,46	
428	1088LE-11	FITRI RISALDI	10,00	3,51	25,00	2,55	20,00	2,60	18,00	3,18	18,00	3,30	18,00	3,47	24,00	3,53	18,00	1,27	6,00	186,00	3,93	
429	1088LE-11	DEWI PRATIKA	11,00	3,83	21,00	0,90	6,00	3,51	10,70	1,33	18,00	3,18	18,00	4,00	20,00	3,68	12,00	2,23	13,00	111,00	3,00	
430	1088LE-11	AL-DI KUNIL, ANWISA	11,00	3,83	21,00	3,64	22,00	3,18	20,00	3,18	20,00	3,75	24,00	3,75	24,00	3,80	18,00	3,20	16,00	186,00	3,74	
431	1088LE-11	AL-DI ARIFANDA SUD	1,00	0,85	6,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	6,00	1,33	
432	1088LE-11	DIZIA SINDOSARI	1,00	3,74	23,00	3,18	22,00	0,36	2,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	47,00	2,88	
433	1088LE-11	SUFUL	10,00	3,57	25,00	2,91	22,00	1,80	18,00	2,85	18,00	3,40	18,00	3,50	21,00	3,50	18,00	1,88	4,00	150,00	3,53	
434	1088LE-11	RAHMA BUDI HURNI	6,00	2,32	20,00	0,40	2,00	0,00	0,00	0,00	0,00	1,47	8,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	2,00	12,00	6,00
435	1088LE-11	HUSYORO	5,00	9,71	28,00	3,20	22,00	3,00	21,00	3,72	20,00	3,50	22,00	3,67	21,00	2,78	10,00	2,08	7,00	156,00	3,62	
436	1088LE-11	AL-SAN SI AULI	11,00	1,35	13,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	13,00	1,46	
437	1088LE-11	FIRMAN	11,00	1,07	18,00	0,50	2,00	0,00	0,00	0,19	6,00	2,13	23,00	2,00	11,00	2,69	0,00	1,20	10,00	71,00	1,75	
438	1088LE-11	ADAM MALIK	1,50	6,00	6,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	6,00	1,00	
439	1088LE-11	FILIN RAFA'ANCIAR	7,00	6,00	6,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,48	6,00	0,68	6,00	0,75	7,00	0,00	0,00	41,00	2,71	
440	1088LE-11	AL-DI AILANHA	10,00	3,35	21,00	2,52	22,00	3,27	44,00	0,72	24,00	3,30	20,00	3,80	20,00	3,75	14,00	1,20	2,00	156,00	3,00	
441	1088LE-11	FIRMAN	11,00	1,47	15,00	0,48	2,00	0,00	0,70	0,71	4,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	15,00	1,76
442	1088LE-11	ARI PRINILIA	11,00	2,13	22,00	2,55	23,00	2,38	14,00	1,74	12,00	2,88	18,00	2,00	15,00	2,75	10,00	1,10	12,00	122,00	2,81	
443	1088LE-11	FARIZ PRINCEWIR	1,00	6,00	6,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	6,00	1,00	
444	1088LE-11	WALIDAN M. SYARI	9,00	4,48	23,00	2,64	20,00	2,10	19,00	4,27	18,00	3,80	20,00	3,50	24,00	3,68	10,00	4,00	6,00	156,00	2,52	
445	1088LE-11	MUSYAWIR	1,00	1,04	7,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	7,00	1,00	
446	1088LE-11	MU- ARIAN MUDAH	1,00	0,00	6,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	6,00	1,00	
447	1088LE-11	YUJENI SETIANDI SARI	1,00	6,26	6,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	6,00	1,00	
448	1088LE-11	MU- HADIMAD SUDIRI	11,00	0,42	6,00	0,00	0,00	0,00	0,43	14,00	1,47	12,00	2,00	10,00	3,17	20,00	3,00	10,00	1,10	12,00	80,00	1,40
449	1088LE-11	MU- HADIMAD SUDIRI	10,00	0,57	23,00	3,50	24,00	3,58	20,00	2,70	20,00	2,70	17,00	3,00	16,00	3,41	20,00	2,21	6,00	156,00	3,47	
450	1088LE-11	AL-DI HANZUMI	2,00	2,28	24,00	0,14	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	2,00	1,00	
451	1088LE-11	CHAFRIKA	2,00	3,74	23,00	1,87	17,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	6,00	3,60	
452	1088LE-11	AL-DI HANZUMI	2,00	2,91	21,00	0,90	0,00	0,78	2,00	1,81	6,00	0,00	0,00	0,00	0,00							

510	1.088.11.11	MUHAMMAD AHYUN	5,00	2,42	24,00	3,08	44,00	2,47	22,00	3,73	22,00	4,00	2,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00	3,37
511	1.088.11.11	MUHAMMAD AZYADI	6,00	3,81	21,00	3,39	27,00	5,53	24,00	3,68	22,00	2,55	15,00	5,30	20,70	3,38	16,00	1,31	4,28	3,47
512	1.088.11.11	MUHAMMAD AZYADI	2,00	0,82	4,00	0,25	4,00	0,00	0,00	0,00	2,00	0,20	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,46
513	1.088.11.11	TAMBUK SAHAGAL TIJI	11,00	2,83	23,00	2,55	27,00	0,20	6,00	1,00	6,00	6,27	8,00	0,20	2,20	3,48	16,00	1,55	17,00	3,43
514	1.088.11.11	MUHAMMAD ANJANI	11,00	3,26	23,00	2,89	18,00	1,00	14,00	1,63	12,00	2,25	14,00	2,40	20,00	3,25	22,00	3,41	4,00	3,18
515	1.088.11.11	MURTI RAHMAN	10,00	5,35	21,00	3,64	27,00	1,21	20,00	3,20	20,00	5,55	10,00	5,50	24,00	3,75	14,00	1,26	2,00	3,71
516	1.088.11.11	IBRAHIM	10,00	2,91	23,00	1,73	44,00	4,16	20,00	3,08	24,00	2,18	16,00	2,70	20,00	2,62	24,00	0,86	4,00	3,72
517	1.088.11.11	MURTI RAHMAN	11,00	5,04	23,00	3,82	14,00	1,15	8,00	0,00	0,00	0,27	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,20	3,21
518	1.088.11.11	A. IMAM HANIFA, II	2,00	0,59	2,00	0,20	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,48
519	1.088.11.11	BA ALYUSUBANI FACHR	2,00	2,57	21,00	3,20	5,00	0,20	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	2,70
520	1.088.11.11	MUHAMMAD FACHR	2,00	2,83	19,00	1,20	14,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	2,87
521	1.088.11.11	ROSYAFA	8,00	5,18	25,00	3,04	27,00	5,18	22,00	5,36	20,00	5,55	10,00	5,50	22,00	3,87	15,00	5,40	10,00	5,37
522	1.088.11.11	ADYANANI	2,00	0,69	2,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,30
523	1.088.11.11	ABRI BERTU HINAYAT	11,00	2,00	21,00	3,20	15,00	1,00	10,00	0,68	0,00	1,57	5,00	5,18	10,00	2,78	18,00	1,25	5,00	3,20
524	1.088.11.11	DEWI NOR MUHAMMAD	11,00	0,26	4,00	0,43	4,00	0,29	2,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	3,17
525	1.088.11.11	MAH LAH	11,00	2,61	23,00	3,50	18,00	1,10	10,00	0,63	8,00	2,00	3,00	2,10	10,00	2,43	10,00	3,20	11,00	3,00
526	1.088.11.11	HAI IQAL HIDAYAT	9,00	3,93	23,00	3,28	44,00	4,47	22,00	3,42	24,00	3,55	44,00	2,90	20,00	2,89	20,00	0,46	4,00	3,56
527	1.088.11.11	RIFKI RAHMATI	11,00	1,85	15,00	1,43	5,00	0,88	8,00	1,4	6,00	1,88	5,00	2,83	10,00	3,03	4,00	1,00	5,00	2,85
528	1.088.11.11	SITI RATUNINGRUM	9,00	2,74	23,00	1,40	44,00	0,99	22,00	3,50	22,00	3,73	44,00	3,64	22,00	2,73	10,00	0,46	4,00	3,59

Gambar 10 Data Mahasiswa Angkatan 2018 Setelah Dilakukan Transformasi Data

529	1.088.11.11	MURUKI ADU	9,00	3,20	23,00	3,38	20,00	4,00	20,00	2,40	14,00	3,41	15,00	3,31	24,00	4,24	11,00	1,00	2,00	3,20
530	1.088.11.11	M. TAUFIK Hidayat	0,00	0,20	21,00	2,45	18,00	0,70	20,00	2,40	16,00	2,85	20,00	2,80	18,00	3,44	15,00	3,18	10,00	1,00
531	1.088.11.11	RISKA AGUSRIANGA	0,00	3,28	23,00	3,27	22,00	2,40	22,00	3,37	20,00	3,02	22,00	4,40	11,00	2,18	18,00	1,56	0,00	2,20
532	1.088.11.11	DIANAYATI	0,00	2,70	21,00	2,56	18,00	0,00	8,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,40
533	1.088.11.11	ANITA GUSRIANGA	9,00	2,11	27,00	3,09	20,00	0,25	10,00	1,74	10,00	3,24	13,00	2,29	18,00	2,34	11,00	1,11	14,00	1,22
534	1.088.11.11	RISSKA DAMAYANTI	0,00	0,61	7,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,20
535	1.088.11.11	RAINA LAH	9,00	3,42	23,00	3,00	22,00	1,64	40,00	2,00	10,00	3,40	24,00	3,40	24,00	4,70	11,00	2,00	10,00	4,42
536	1.088.11.11	SURINDA AKSA SYARI	1,00	0,13	3,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
537	1.088.11.11	AI MURAD HILALIA	9,00	2,28	21,00	3,45	22,00	2,00	40,00	1,70	14,00	3,36	22,00	3,70	17,00	1,70	17,00	4,00	4,00	3,80
538	1.088.11.11	NIRMA RIZKA SITI	0,00	1,01	16,00	2,83	22,00	0,10	15,00	1,87	18,00	3,20	16,00	3,04	22,00	1,27	15,00	1,10	1,00	3,00
539	1.088.11.11	ARISKA KASININGRUM	9,00	3,08	23,00	3,25	22,00	0,89	44,00	1,71	12,00	2,71	22,00	3,17	22,00	3,11	4,00	0,00	0,00	2,71
540	1.088.11.11	JAYUSUBANINGRADI	0,00	3,04	23,00	3,45	27,00	2,40	20,00	1,00	10,00	3,75	16,00	3,48	24,00	3,61	20,00	2,20	0,00	3,46
541	1.088.11.11	NURULQUDUS	9,00	3,25	23,00	2,79	18,00	0,90	40,00	2,40	16,00	4,00	20,00	3,50	21,00	4,01	1,00	1,00	1,50	2,90
542	1.088.11.11	FARIS ALI	0,00	2,76	23,00	3,20	20,00	0,64	20,00	1,20	14,00	3,00	4,00	3,02	20,00	3,48	21,00	1,58	1,00	3,11
543	1.088.11.11	MUHAMMAD FUSYUN	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
544	1.088.11.11	FUSYUN	0,00	0,36	5,00	0,82	8,00	0,86	4,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,40
545	1.088.11.11	MUHAMMAD YUSUF	9,00	1,88	23,00	3,28	22,00	0,89	44,00	1,71	12,00	2,71	22,00	3,17	22,00	3,11	4,00	0,00	0,00	2,71
546	1.088.11.11	INTA KUNIA ANAN	1,00	1,85	11,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	2,45
547	1.088.11.11	MURKININGRADI	9,00	2,76	23,00	2,91	20,00	0,90	40,00	2,40	16,00	4,00	20,00	3,50	21,00	4,01	1,00	1,00	1,50	2,90
548	1.088.11.11	IRAKA IRIAN	0,00	3,26	23,00	3,45	22,00	0,96	20,00	1,20	14,00	3,00	4,00	3,02	20,00	3,48	21,00	1,58	1,00	3,11
549	1.088.11.11	JINULYANTI	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
550	1.088.11.11	S. IFRIMAH S	1,00	1,24	13,00	0,06	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
551	1.088.11.11	DESI ANDRIYANTO	9,00	9,36	23,00	3,18	20,00	1,80	17,00	1,27	8,00	2,31	22,00	2,90	17,00	1,13	6,00	0,00	0,00	3,00
552	1.088.11.11	RIHAN ANANDA ARIAN	0,00	0,11	23,00	3,55	22,00	0,90	20,00	1,17	8,00	2,65	24,00	3,58	24,00	3,35	0,00	0,00	0,00	0,40
553	1.088.11.11	AGUS STAM	8,00	3,86	23,00	3,55	22,00	3,09	22,00	3,10	20,00	3,71	22,00	3,75	20,00	3,50	15,00	1,00	10,00	3,62
554	1.088.11.11	ALDI MUHAMMAD	0,00	3,74	23,00	3,27	20,00	0,90	20,00	1,30	14,00	3,20	18,00	3,18	20,00	3,71	15,00	5,41	6,00	4,66
555	1.088.11.11	ALWI BANTUL MAHDI	9,00	3,09	23,00	3,09	20,00	1,27	15,00	1,50	10,00	3,28	16,00	3,08	22,00	3,11	20,00	1,00	11,00	3,26
556	1.088.11.11	ANGGAR ZULFIAN	9,00	3,62	15,00	3,00	40,00	4,09	16,00	1,30	10,00	2,97	14,00	4,41	12,00	1,50	7,00	1,84	10,00	2,88
557	1.088.11.11	MUHAMMAD WATDA	4,00	0,20	7,00	0,64	8,00	1,20	3,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
558	1.088.11.11	SALDAUNI RATIH	9,00	2,12	27,00	3,26	24,00	1,24	22,00	1,17	20,00	2,38	44,00	2,83	24,00	3,24	22,00	2,00	4,00	3,48
559	1.088.11.11	ALDI KUNIA HANAN	2,00	0,74	9,00	0,75	14,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,20
560	1.088.11.11	MUHAMMAD LAJAN	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
561	1.088.11.11	MUHAMMAD FACHRIFACHR	0,00	2,17	17,00	2,73	18,00	0,90	18,00	2,00	4,00	3,06	14,00	5,04	22,00	3,20	21,00	2,63	15,00	1,48
562	1.088.11.11	IRANI USAL	0,00	0,13	0,00	0,30	0,00	1,40	0,00	0,63	4,00	1,32	0,00	1,16	10,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,13
563	1.088.11.11	DEWI HANA MAHALLA	3,00	0,20	5,00	0,56	8,00	0,21	4,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,10
564	1.088.11.11	MUHAMMAD KUNIA	0,00	2,40	22,00	2,27	18,00	1,49	12,00	2,00	22,00	2,34	8,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	2,48
565	1.088.11.11	ALDI	4,00	0,20	1,00	1,28	11,00	1,07	8,00	0,29	2,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,20
566	1.088.11.11	ABDUL WAHAB MAWLA	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
567	1.088.11.11	ARSI	0,00	5,18	25,00	3,45	27,00	1,73	14,00	2,58	4,00	2,88	15,00	5,44	24,00	3,65	10,00	2,11	3,00	1,45
568	1.088.11.11	MUHAMMAD ASRIAN	0,00	2,83	23,00	1,40	44,00	0,99	22,00	3,50	22,00	3,73	44,00	3,64	22,00	2,73	10,00	0,46	4,00	3,59
569	1.088.11.11	TEPA HAMADA	0,00	5,61	23,00	3,09	27,00	2,40	16,00	1,86	19,00	2,85	17							

610	1.0382E-11	MU. ALI AYSHAR	9.00	2.48	23.00	3.00	22.00	2.73	40.00	4.90	16.00	3.50	20.00	3.13	22.00	4.82	1.00	2.10	10.00	156.00	2.43
611	1.0382E-11	MU. ALI AYSHAR	9.00	2.11	23.00	2.36	18.00	2.70	40.00	4.70	16.00	2.80	18.00	3.40	20.00	4.67	1.00	2.10	6.00	146.00	2.43
612	1.0382E-11	PT. HUNDAKATI RAHUL	9.00	3.70	23.00	3.45	22.00	2.82	40.00	4.40	20.00	3.10	24.00	3.20	24.00	5.13	11.00	4.00	6.00	150.00	2.44
613	1.0382E-11	PT. RAHMAKANI	9.00	3.27	23.00	3.18	22.00	2.50	20.00	2.50	16.00	3.45	20.00	3.40	20.00	5.13	11.00	2.43	6.00	145.00	2.40
614	1.0382E-11	JII MAJLIS/ANON WISU	9.00	2.70	23.00	3.00	22.00	2.20	16.00	4.20	16.00	3.40	20.00	2.80	20.00	4.37	1.00	4.00	12.00	150.00	2.44
615	1.0382E-11	MU. AMINAH AHMID KH	9.00	3.35	23.00	2.82	20.00	3.10	20.00	3.20	22.00	3.44	24.00	3.46	24.00	5.67	11.00	7.00	6.00	156.00	2.44
616	1.0382E-11	ILDA YANI MAUDA	9.00	3.30	23.00	2.36	18.00	2.80	40.00	3.00	20.00	3.40	22.00	3.21	22.00	4.50	14.00	2.10	10.00	156.00	2.40
617	1.0382E-11	MIRZAUL HASAN	9.00	3.45	23.00	2.45	20.00	2.80	20.00	3.00	20.00	3.40	24.00	3.80	20.00	5.67	7.00	3.27	10.00	156.00	2.40
618	1.0382E-11	MUR. SYIFA ALI BA I	9.00	2.11	23.00	2.81	22.00	2.80	40.00	4.00	16.00	3.20	22.00	3.40	22.00	4.34	1.00	4.00	12.00	150.00	2.43
619	1.0382E-11	DIKY ADAM/AFANA	9.00	2.75	20.00	2.00	18.00	2.40	20.00	1.50	16.00	2.53	17.00	3.18	20.00	1.85	15.00	1.10	4.00	137.00	2.80
620	1.0382E-11	AK-RI SURAWAN	9.00	2.81	21.00	2.73	20.00	2.10	14.00	1.00	16.00	2.31	12.00	2.60	18.00	1.40	10.00	1.00	10.00	113.00	2.00
621	1.0382E-11	AKBAR HIDAYAT	9.00	2.76	18.00	2.36	18.00	1.00	14.00	1.20	8.00	3.16	6.00	2.80	20.00	0.45	5.00	2.44	17.00	117.00	2.08
622	1.0382E-11	SUMAYYATI AN/ANI RA	9.00	3.24	23.00	2.61	20.00	2.60	16.00	4.90	18.00	3.00	20.00	3.17	21.00	4.80	41.00	1.10	1.80	150.00	2.51
623	1.0382E-11	JAN ADRIAN	1.00	2.96	21.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	31.00	5.24
624	1.0382E-11	MU. WIKI	9.00	3.74	23.00	3.27	22.00	2.82	40.00	4.20	20.00	3.64	21.00	3.45	21.00	4.79	11.00	1.00	0.00	154.00	2.48
625	1.0382E-11	EPHRO HASAL	1.00	2.27	17.00	0.45	4.00	0.71	4.00	0.14	2.00	2.04	10.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	37.00	2.74
626	1.0382E-11	MU. YAFRI/DR. KH	1.00	0.70	8.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	8.00	4.00
627	1.0382E-11	MUSYA PRATIWI SAIAN	9.00	3.61	23.00	3.55	22.00	2.55	20.00	3.00	18.00	3.63	24.00	3.26	22.00	3.77	11.00	2.34	6.00	148.00	2.57
628	1.0382E-11	AN-RI/DR. AYUNISA	9.00	3.70	23.00	3.09	22.00	2.82	40.00	4.90	18.00	3.90	20.00	3.91	21.00	4.71	12.00	1.30	2.00	148.00	2.61
629	1.0382E-11	AKBAR MAJIANA	9.00	2.09	19.00	1.45	14.00	1.88	10.00	1.20	10.00	2.06	10.00	2.43	16.00	1.18	7.00	0.00	2.00	90.00	2.63
630	1.0382E-11	MURWALYU*	9.00	4.78	25.00	2.81	20.00	2.39	16.00	1.70	10.00	4.28	14.00	5.28	20.00	3.80	11.00	4.90	12.00	136.00	2.60
631	1.0382E-11	DIKY	9.00	3.00	23.00	1.73	16.00	1.88	8.00	1.55	8.00	2.77	14.00	2.07	14.00	0.00	0.00	0.88	7.00	70.00	2.70
632	1.0382E-11	RIFALDI	9.00	0.43	0.00	1.81	14.00	1.23	8.00	0.73	0.00	1.86	8.00	2.59	14.00	0.73	5.00	1.23	4.00	71.00	2.60
633	1.0382E-11	ADRIANI PUTRI	9.00	3.76	23.00	3.36	22.00	3.64	20.00	2.30	16.00	3.45	20.00	3.10	22.00	3.11	15.00	2.34	6.00	146.00	2.40
634	1.0382E-11	BAHTIAR	9.00	3.80	21.00	1.73	12.00	1.50	11.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	91.00	3.37
635	1.0382E-11	SITI NIRMALATI	9.00	0.70	8.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	8.00	2.00
636	1.0382E-11	EJUN F Y	1.00	2.91	23.00	2.73	20.00	1.00	15.00	0.00	10.00	3.23	22.00	2.85	20.00	2.17	15.00	2.10	6.00	590.00	5.23
637	1.0382E-11	KARITA TUNHAF HAR	9.00	3.87	19.00	3.53	17.00	3.81	4.00	0.00	0.00	4.06	6.00	5.13	6.00	1.06	6.00	0.85	2.00	132.00	2.74
638	1.0382E-11	SALATI	9.00	3.48	23.00	2.80	24.00	4.80	36.00	24.00	24.00	4.73	11.00	4.4	20.00	2.63	20.00	3.20	4.00	241.00	3.12
639	1.0382E-11	ABDUL HAYIM	8.00	3.74	23.00	3.45	21.00	3.83	22.00	3.25	22.00	3.80	22.00	3.50	22.00	3.76	17.00	4.00	5.00	135.00	3.69
640	1.0382E-11	MU. AMINAH KASARI	9.00	3.09	23.00	3.09	40.00	4.54	18.00	2.42	20.00	3.06	18.00	3.06	20.00	3.64	4.00	1.00	1.00	110.00	3.56
641	1.0382E-11	SYAF RUL RAHMATI	8.00	3.74	23.00	3.36	21.00	3.15	20.00	3.33	22.00	3.65	21.00	3.81	22.00	3.79	17.00	1.00	5.00	135.00	3.69
642	1.0382E-11	MU. YUSRI ILMU JANGSI	9.00	0.17	2.00	0.00	0.00	0.12	12.00	0.00	0.00	2.93	16.00	1.24	8.00	0.00	0.00	0.00	0.00	2.00	2.99
643	1.0382E-11	SUPERLON BURRI	9.00	3.74	23.00	3.58	22.00	3.50	22.00	3.88	22.00	3.50	22.00	3.53	22.00	3.89	15.00	0.80	2.00	131.00	3.63
644	1.0382E-11	MU. LILYANWATI S	9.00	3.93	23.00	2.24	21.00	2.40	26.00	1.96	22.00	2.85	21.00	4.40	20.00	3.24	12.00	1.50	4.00	144.00	2.98
645	1.0382E-11	FIDWIY P	9.00	3.85	21.00	1.61	20.00	2.10	16.00	1.50	12.00	3.09	15.00	2.83	20.00	3.00	13.00	2.39	11.00	137.00	3.10
646	1.0382E-11	DESTI ALMI DAR	9.00	3.30	23.00	3.30	21.00	3.00	18.00	2.64	20.00	2.78	15.00	3.11	20.00	3.34	18.00	3.71	10.00	143.00	3.41
647	1.0382E-11	MUZZALAKBAR	9.00	3.22	21.00	3.36	21.00	3.08	22.00	3.00	22.00	2.42	10.00	3.33	20.00	0.71	7.00	0.50	2.00	135.00	3.31
648	1.0382E-11	ARMAN	9.00	3.39	23.00	3.25	21.00	3.09	20.00	3.73	16.00	3.38	18.00	1.24	18.00	3.42	11.00	1.17	4.00	112.00	3.52
649	1.0382E-11	ROHMATO PURBA	9.00	2.57	21.00	2.12	20.00	2.33	16.00	2.10	10.00	2.90	18.00	2.33	16.00	1.93	18.00	0.67	7.00	132.00	3.67
650	1.0382E-11	MU. ASHADI TAGIM	9.00	3.85	23.00	2.80	21.00	3.20	12.00	0.00	0.00	3.29	12.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	42.00	2.86
651	1.0382E-11	MASUD TARRAN	8.00	3.74	23.00	3.18	21.00	2.20	16.00	1.10	8.00	3.17	15.00	1.10	10.00	0.00	0.00	0.88	1.00	95.00	3.31
652	1.0382E-11	FUJAD MUSLAFI WELI	4.00	2.58	22.00	2.83	20.00	3.00	16.00	2.67	18.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	101.00	3.10
653	1.0382E-11	SAMSU MUSENG	4.00	0.00	0.00	2.67	18.00	3.00	20.00	2.68	16.00	3.13	18.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	97.00	3.38
654	1.0382E-11	MU. ASDI INAGLE SA	9.00	3.68	21.00	3.88	21.00	3.13	20.00	2.75	22.00	3.18	18.00	3.77	18.00	3.20	15.00	0.34	2.00	138.00	3.61
655	1.0382E-11	MU. ROSDI ANA	9.00	3.80	23.00	1.92	20.00	2.55	16.00	0.00	0.00	3.70	20.00	3.13	22.00	3.89	14.00	0.50	7.00	115.00	3.34
656	1.0382E-11	MU. ASHADI TAGIM	9.00	3.85	23.00	2.80	21.00	3.20	12.00	0.00	0.00	3.29	12.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	42.00	2.86
657	1.0382E-11	MU. AGUS SALIM	9.00	3.48	23.00	3.27	22.00	2.31	20.00	2.90	20.00	3.68	20.00	3.23	22.00	3.77	13.00	2.39	1.00	115.00	3.16
658	1.0382E-11	MU. HIRI	1.00	0.61	8.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	8.00	1.76
659	1.0382E-11	AF-MAD FAZI	9.00	3.65	23.00	1.56	11.00	3.30	16.00	3.17	21.00	3.67	21.00	3.77	22.00	3.69	12.00	3.88	17.00	130.00	3.33
660	1.0382E-11	ANFRY KAWAJA WAFI	9.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
661	1.0382E-11	IBAHMA TURIP	9.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
662	1.0382E-11	MU. SYIFA ALI BA I	9.00	3.04	23.00	3.13	22.00	3.00	16.00	0.00	0.00	3.29	12.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	120.00	2.88
663	1.0382E-11	MUHAMMAD SARI	9.00	3.90	21.00	1.55	12.00	3.08	22.00	2.67	22.00	3.18	20.00	3.71	22.00	2.72	16.00	2.00	1.00	131.00	3.80
664	1.0382E-11	ARI AZYARI ANANI A	9.00	3.04	23.00	2.42	18.00	3.09	18.00	4.21	24.00	3.25	20.00	3.52	24.00	4.40	1.00	1.24	8.00	144.00	2.50
665	1.0382E-11	SITI LITANI PUTRI	9.00	3.00	23.00	3.73	22.00	3.60	18.00	1.70	18.00	3.93	18.00	3.16	20.00	3.14	10.00	2.10	2.00	90.00	3.37
666	1.0382E-11	ILVA SIA ANANI	9.00	3.26	23.00	3.16	22.00	3.17	40.00	4.21	22.00	3.08	3.00	22.00	4.40	1.00	2.24				

718	1058LCE-11	AP-MA'D FAJRI	0,00	2,70	23,00	2,36	20,00	1,60	17,00	2,24	12,00	3,68	20,00	3,44	24,00	2,74	18,00	2,28	14,00	45,00	5,70
719	1058LCE-11	REZKA YUJURAH	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
720	1058LCE-11	ISMAIL	0,00	3,00	21,00	2,55	20,00	3,20	20,00	3,17	24,00	3,53	24,00	3,73	22,00	2,71	18,00	4,00	10,00	156,00	3,38
721	1058LCE-11	ISMAIL	0,00	3,70	29,00	3,36	20,00	3,55	21,00	3,55	21,00	3,71	22,00	3,90	22,00	3,82	17,00	1,00	0,00	156,00	3,70
722	1058LCE-11	MU. ADEL KURNIAW	1,00	3,30	19,00	0,25	6,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	25,00	2,04
723	1058LCE-11	MUZAKKAR YUSIN	7,00	3,83	28,00	3,61	22,00	3,36	20,00	3,23	20,00	3,00	0,00	0,00	0,00	0,00	3,69	15,00	3,59	24,00	3,65
724	1058LCE-11	AR-DI MUHLI MAJAL	4,00	3,97	27,00	3,17	14,00	1,89	10,00	4,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	47,00	4,41	
725	1058LCE-11	MADI IAN-PRATEA	0,00	2,96	21,00	1,27	14,00	1,00	11,00	2,13	14,00	2,95	18,00	3,13	20,00	2,95	25,00	3,00	15,00	142,00	3,20
726	1058LCE-11	MARIYA	0,00	2,96	21,00	1,27	14,00	1,00	11,00	2,13	14,00	2,95	18,00	3,13	20,00	2,95	25,00	3,00	15,00	142,00	3,20
727	1058LCE-11	MUHAMMAD RIFA	0,00	3,00	23,00	3,27	22,00	3,82	22,00	3,20	22,00	3,58	20,00	3,25	22,00	3,00	12,00	3,55	8,00	156,00	3,39
728	1058LCE-11	MUHAMMAD AULIYAN	0,00	0,11	2,00	0,40	4,00	0,29	4,00	0,77	4,00	3,21	6,00	3,31	16,00	0,36	4,00	0,66	4,00	44,00	2,58
729	1058LCE-11	FAYVA FULFI	0,00	2,43	21,00	0,55	8,00	1,45	4,00	1,13	8,00	3,38	16,00	3,10	20,00	1,75	15,00	1,18	3,00	108,00	2,80
730	1058LCE-11	ARI RI ANDI	0,00	2,20	23,00	2,82	22,00	2,70	16,00	4,40	18,00	2,40	16,00	1,48	20,00	1,89	16,00	4,21	12,00	148,00	2,90
731	1058LCE-11	HARMANA	0,00	3,61	25,00	2,77	18,00	3,80	18,00	3,20	18,00	2,63	16,00	3,45	20,00	3,24	15,00	2,18	8,00	166,00	3,70
732	1058LCE-11	MU. AYUB	1,00	1,04	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
733	1058LCE-11	MUHAMMAD RIYAWA	0,00	2,57	19,00	1,36	12,00	1,13	17,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	74,00	2,95
734	1058LCE-11	AKRIANI	0,00	3,27	8,00	1,80	12,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	20,00	2,04
735	1058LCE-11	NUTTA AWAN	0,00	3,27	23,00	1,64	16,00	1,75	17,00	2,13	17,00	1,68	17,00	3,63	14,00	3,40	14,00	5,00	17,00	176,00	3,04
736	1058LCE-11	AR-DI MA-PASADU	0,00	1,27	13,00	0,40	6,00	0,29	4,00	0,77	4,00	1,96	8,00	1,30	8,00	1,89	9,00	1,00	10,00	60,00	2,09
737	1058LCE-11	MU. FALAH	0,00	2,39	21,00	2,00	22,00	3,25	15,00	2,00	16,00	2,69	14,00	3,21	22,00	2,96	20,00	3,47	17,00	150,00	3,04
738	1058LCE-11	MUHAMMAD WAJIDAN	0,00	2,08	21,00	2,81	20,00	3,30	16,00	2,20	22,00	2,90	24,00	3,28	24,00	2,54	20,00	4,00	2,00	244,00	2,94
739	1058LCE-11	SATRIANI HESSIAT	0,00	3,70	23,00	2,45	20,00	1,64	17,00	2,00	16,00	3,23	16,00	3,58	24,00	3,99	17,00	1,57	0,00	140,00	3,38
740	1058LCE-11	MUHAMMAD FAHRI	0,00	3,00	13,00	1,00	10,00	1,29	9,00	1,00	8,00	1,64	8,00	1,59	8,00	1,89	11,00	2,00	2,00	60,00	2,07
741	1058LCE-11	ACUNG FAN-PUTRA	0,00	0,62	6,00	1,57	8,00	3,50	17,00	0,00	0,00	2,36	10,00	2,28	16,00	2,43	11,00	0,58	4,00	83,00	3,10
742	1058LCE-11	MUR ADRIN	1,00	0,09	4,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	4,00	1,00
743	1058LCE-11	AKHMA'D FIKRI	0,00	2,13	25,00	2,36	20,00	3,50	15,00	1,00	8,00	2,50	10,00	3,23	20,00	3,40	15,00	2,00	17,00	25,00	3,03
744	1058LCE-11	TEDI TRIMULINO	0,00	2,55	21,00	0,61	8,00	1,86	17,00	1,70	10,00	1,97	10,00	2,91	17,00	2,90	19,00	3,57	20,00	123,00	3,03
745	1058LCE-11	YANUSIA	0,00	3,74	23,00	3,55	12,00	3,33	22,00	3,53	22,00	3,53	22,00	3,74	22,00	3,70	15,00	4,00	0,00	20,00	3,68
746	1058LCE-11	MU. FATHAN RAMA	0,00	0,00	0,00	0,33	4,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	99,00	3,18
747	1058LCE-11	ISSAIL	0,00	1,71	19,00	0,55	10,00	0,57	4,00	1,14	6,00	1,31	8,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	73,00	2,66
748	1058LCE-11	ANDHYA RAH-MA PUT	7,00	3,40	21,00	3,27	22,00	3,58	20,00	3,20	16,00	2,73	18,00	2,45	14,00	0,00	0,00	0,00	0,00	111,00	3,26
749	1058LCE-11	MURULI AJADI AGA	0,00	2,77	23,00	3,18	24,00	3,18	20,00	3,18	22,00	3,22	16,00	3,22	24,00	2,46	13,00	3,16	9,00	1,100	3,29
750	1058LCE-11	A VANDI PRATAMA	0,00	0,00	0,00	1,27	17,00	1,58	8,00	1,00	6,00	0,28	4,00	0,69	4,00	0,00	0,00	0,00	0,00	55,00	2,57
751	1058LCE-11	AFINDU ALAMISARI	0,00	2,59	21,00	0,80	20,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	43,00	2,27
752	1058LCE-11	PUTRIANISARA	0,00	3,17	15,00	0,41	12,00	0,53	12,00	3,80	22,00	3,53	24,00	3,84	24,00	3,00	0,00	0,00	0,00	3,00	2,68
753	1058LCE-11	ADILIA AGH-ILIRIA L	0,00	4,11	23,00	3,36	22,00	4,47	22,00	3,33	22,00	3,77	22,00	3,77	22,00	4,53	10,00	4,00	10,00	1,100	3,04
754	1058LCE-11	M SANDI PUTRA	0,00	1,93	21,00	1,64	16,00	1,23	16,00	3,00	21,00	1,75	22,00	3,79	21,00	3,53	20,00	3,53	20,00	159,00	2,78

Gambar 11 Data Mahasiswa Angkatan 2019 Setelah Dilakukan Tranformasi Data

755	1058LCE-11	MUNISA NURHIMAH	7,00	3,30	25,00	1,31	18,00	3,38	20,00	9,79	20,00	5,83	24,00	9,79	4,00	9,30	23,00	2,89	3,83	158,00	3,80
756	1058LCE-11	Zaida Yusrihanah	7,00	2,48	14,00	4,20	18,00	2,13	24,00	0,83	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	60,00	2,90
757	1058LCE-11	Amel Nurafiq	7,00	3,30	25,00	2,31	20,00	3,18	18,00	2,75	20,00	1,75	11,00	6,50	6,00	0,00	0,00	0,00	0,00	99,00	3,33
758	1058LCE-11	MU. WAHYUDISTRAN	7,00	2,70	21,00	2,09	16,00	1,58	10,00	1,47	8,00	0,78	5,00	1,00	5,00	0,00	0,00	0,00	0,00	65,00	2,92
759	1058LCE-11	M. Ihsan	7,00	2,43	13,00	4,38	18,00	1,90	14,00	1,72	8,00	0,44	2,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	60,00	2,77
760	1058LCE-11	ERVA TOCING	6,00	3,50	27,00	3,73	24,00	3,58	20,00	3,58	18,00	1,00	2,00	3,91	6,00	0,00	0,00	0,00	0,00	156,00	3,23
761	1058LCE-11	MUHAMMAD IZZAHIN	7,00	2,66	21,00	2,41	22,00	2,98	24,00	3,83	24,00	2,40	20,00	3,28	24,00	0,00	0,00	0,00	0,00	237,00	3,25
762	1058LCE-11	Muhammad Fauzan	7,00	3,88	25,00	3,55	22,00	3,69	16,00	3,43	18,00	3,35	18,00	3,28	23,00	0,00	0,00	0,00	0,00	156,00	3,77
763	1058LCE-11	NIKITA KIBILLAH	7,00	3,27	25,00	2,44	18,00	2,40	16,00	3,25	40,00	2,40	18,00	3,64	20,00	0,00	0,00	0,00	0,00	113,00	2,60
764	1058LCE-11	WIHDATUL AZZAHARA	3,00	3,01	25,00	2,17	18,00	2,05	14,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	55,00	2,93
765	1058LCE-11	SRI WAJUDINESI	7,00	3,30	21,00	1,20	16,00	2,80	16,00	3,42	24,00	2,43	17,00	3,66	18,00	0,00	0,00	0,00	0,00	115,00	3,00
766	1058LCE-11	MURFADILAF	7,00	3,83	25,00	3,33	22,00	3,59	22,00	3,27	20,00	3,87	23,00	3,78	21,00	0,00	0,00	0,00	0,00	134,00	3,71
767	1058LCE-11	Khaerul Amri	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
768	1058LCE-11	MUR ALIFIAN	7,00	3,00	25,00	2,47	18,00	2,69	16,00	3,43	18,00	3,35	18,00	3,28	23,00	0,00	0,00	0,00	0,00	108,00	3,11
769	1058LCE-11	MUR ALIF SETIANDI	7,00	3,00	25,00	2,18	20,00	3,27	22,00	3,09	18,00	3,13	23,00	3,81	22,00	0,00	0,00	0,00	0,00	134,00	3,09
770	1058LCE-11	MUR ALIF SETIANDI	7,00	3,00	25,00	2,18	20,00	3,27	22,00	3,09	18,00	3,13	23,00	3,81	22,00	0,00	0,00	0,00	0,00	134,00	3,09
771	1058LCE-11	SYABI GEMVA SYUHAD	3,00	3,92	25,00	2,82	18,00	2,33	14,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	55,00	3,31
772	1058LCE-11	MU. MUTHI ADITYA	7,00	3,43	23,00	3,00	20,00	3,82	22,00	3,31	14,00	3,30	23,00	3,52	22,00	0,00	0,00	0,00	0,00	134,00	3,50
773	1058LCE-11	VICKI	7,00	2,82	19,00	1,27	10,00	1,16	6,00	0,00	0,00	2,38	9,00	0,85	6,00	0,00	0,00	0,00	0,00	50,00	3,09
774	1058LCE-11	Yessie Firda	7,00	3,48	25,00	1,73	18,00	2,48	16,00	0,00	0,00	2,93	12,00	1,88	10,00	0,00	0,00	0,00	0,00	70,00	3,23
775																					

Lampiran 4 Source Code Random Forest

```
1 import pandas as pd
2 import numpy as np
3 import matplotlib.pyplot as plt
4 import seaborn as sns
5 import warnings
6 import sklearn
7 from sklearn.impute import SimpleImputer
8 warnings.simplefilter("ignore")
9 from sklearn.metrics import accuracy_score # Menambahkan impor accuracy_score
```

```
1 #Import manajemen dataset
2 df=pd.read_excel("DataSet.xlsx ", sheet_name='Sheet1')
```

```
1 df.describe()
```



1 df



```
1 start_col = 2
2 end_col = 20
3
4 x= df.iloc[:, start_col:end_col+1]
5
6 y=df.iloc[:,21]
```



1 x



1 y



```
1 from sklearn.model_selection import train_test_split
2 x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(x,y,random_state=0,test_size=0.1)
```



```
1 from imblearn.over_sampling import SMOTE
2 imputer = SimpleImputer(strategy='mean') #mengubah NAN menjadi nilai rata2
3 x = imputer.fit_transform(x)
4 smote = SMOTE(random_state=42)
5 x_resampled, y_resampled = smote.fit_resample(x, y)
```



```
1 from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
2 from sklearn.impute import SimpleImputer
3
4 # Membuat imputer untuk menangani nilai yang hilang
5 imputer = SimpleImputer(strategy='mean')
6
7 # Membuat model Random Forest
8 model = RandomForestClassifier(n_estimators=100, random_state=42)
9
10 # Mengimputasi nilai yang hilang dan melatih model dengan data
11 x_train = imputer.fit_transform(x_resampled)
12 model.fit(x_train, y_resampled)
13 y_predict = model.predict(x_test)
14 akurasi = sklearn.metrics.accuracy_score(y_test, y_predict)
15 print (x_test)
16 print()
17 print (akurasi)
18
19
```

```

1 # Membuat DataFrame results dengan menggunakan .iloc untuk mengakses kolom
2 results = pd.DataFrame({'Jumlah Semester': x_test.iloc[:, 0], 'Total SKS': x_test.iloc[:, 17], 'Predicted': y_predict, 'Actual': y_test})
3
4 # Menampilkan DataFrame results
5 print(results)
6
7 # Simpan DataFrame ke dalam file Excel
8 results.to_excel('hasil_prediksi.xlsx', index=False)

```

Gambar 16 Source Code Implementasi Algoritma Random Forest

Lampiran 5 Source Code K-Nearest Neighbors

```

1 import pandas as pd
2 import numpy as np
3 import matplotlib.pyplot as plt
4 import seaborn as sns
5 import warnings
6 import sklearn
7 from sklearn.impute import SimpleImputer
8 warnings.simplefilter("ignore")
9 from sklearn.metrics import accuracy_score # Menambahkan impor accuracy_score

```

```

1 #Import manajemen dataset
2 df=pd.read_excel("DataSet.xlsx", sheet_name = 'Sheet1')

```



```
1 df.describe()
```



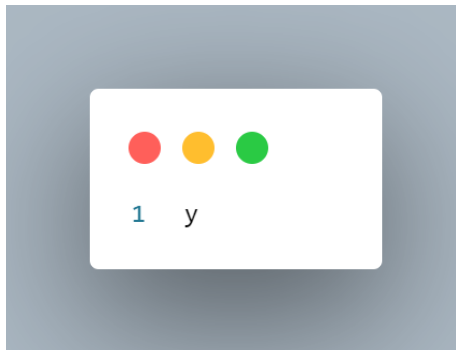
```
1 df
```



```
1 start_col = 2
2 end_col = 20
3
4 x= df.iloc[:, start_col:end_col+1]
5
6 y=df.iloc[:,21]
```



```
1 x
```

```
1 from sklearn.model_selection import train_test_split
2 x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(x,y,random_state=0,test_size=0.2)
```

```
1 from imblearn.over_sampling import SMOTE
2 imputer = SimpleImputer(strategy='mean') #mengubah NAN menjadi nilai rata2
3 x = imputer.fit_transform(x)
4 smote = SMOTE(random_state=42)
5 x_resampled, y_resampled = smote.fit_resample(x, y)
```

```

1 from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
2 from sklearn.impute import SimpleImputer
3
4 # membuat imputer untuk menangani nilai yang hilang
5 import numpy as np
6 x[np.random.randint(150, size=20), np.random.randint(4, size=20)] = np.nan
7
8 # Mengisi nilai yang hilang dan melatih KNeighborsClassifier
9 x_train_imputed = imputer.fit_transform(x_resampled)
10 model = KNeighborsClassifier(n_neighbors=5)
11 model.fit(x_train_imputed, y_resampled)
12
13 # Mengisi nilai yang hilang dalam dataset dan membuat prediksi
14 x_test_imputed = imputer.transform(x_test)
15 y_pred = model.predict(x_test_imputed)
16
17 # Menghitung nilai akurasi
18 from sklearn.metrics import accuracy_score
19 accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)
20 print(f'Accuracy: {accuracy}')

```

```

1 # Membuat DataFrame results dengan menggunakan .iloc untuk mengakses kolom
2 results = pd.DataFrame({'Jumlah Semester': x_test.iloc[:, 0], 'Total SKS': x_test.iloc[:, 17], 'Predicted': y_pred, 'Actual': y_test})
3
4 # Menampilkan DataFrame results
5 print(results)
6
7 # Simpan DataFrame ke dalam file Excel
8 results.to_excel('Hasil_prediksi.xlsx', index=False)

```

Gambar 17 Source Code Implementasi K-Nearest Neighbors

Lampiran 6 Hasil Prediksi *Random Forest*

1	Jumlah Semester	Total SKS	Predicted	Actual
2	13	53	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
3	8	156	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
4	13	153	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
5	13	109	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
6	1	17	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
7	3	55	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
8	7	140	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
9	7	128	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
10	4	67	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
11	7	115	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
12	9	148	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
13	1	0	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
14	2	27	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
15	3	29	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
16	5	75	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
17	2	23	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
18	9	132	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
19	1	21	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
20	9	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
21	3	67	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
22	10	81	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
23	6	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
24	10	150	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
25	9	150	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
26	11	155	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
27	7	118	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
28	9	107	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
29	5	70	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
30	5	90	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
31	7	79	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
32	7	138	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
33	4	70	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
34	9	125	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
35	9	134	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
36	5	91	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
37	8	51	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
38	7	138	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
39	11	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
40	5	85	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
41	9	146	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
42	4	67	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
43	0	0	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
44	9	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
45	5	91	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
46	9	144	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
47	10	150	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
48	3	25	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
49	9	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
50	1	0	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
51	5	42	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
52	9	149	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
53	13	67	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
54	7	53	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
55	3	25	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
56	8	156	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
57	8	97	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
58	7	138	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
59	0	0	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
60	5	91	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU

60	5	91	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
61	5	80	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
62	7	79	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
63	11	150	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
64	3	30	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
65	5	102	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
66	10	155	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
67	2	4	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
68	3	41	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
69	4	17	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
70	4	35	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
71	1	2	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
72	7	23	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
73	9	142	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
74	1	23	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
75	9	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
76	9	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
77	9	108	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
78	11	117	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
79	9	119	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
80	5	89	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
81	9	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
82	5	67	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
83	9	150	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
84	11	119	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
85	1	13	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
86	1	4	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
87	6	54	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
88	7	126	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
89	9	146	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
90	2	31	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
91	0	0	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
92	10	155	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
93	8	72	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
94	4	71	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
95	9	46	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
96	4	71	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
97	4	80	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
98	9	132	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
99	10	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
100	8	62	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
101	1	3	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
102	8	75	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
103	1	24	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
104	10	99	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
105	7	111	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
106	4	66	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
107	2	12	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
108	3	27	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
109	2	41	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
110	10	155	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU

Gambar 18 Hasil Prediksi Implementasi *Algoritma Random Forest*

Lampiran 7 Hasil Prediksi *K-Nearest Neighborst*

1	Jumlah Semester	Total SKS	Predicted	Actual
2	13	53	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
3	8	156	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
4	13	153	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
5	13	109	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
6	1	17	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
7	3	55	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
8	7	140	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
9	7	128	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
10	4	67	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
11	7	115	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
12	9	148	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
13	1	0	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
14	2	27	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
15	3	29	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
16	5	75	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
17	2	23	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
18	9	132	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
19	1	21	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
20	9	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
21	3	67	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
22	10	81	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
23	6	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
24	10	150	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
25	9	150	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
26	11	155	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
27	7	118	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
28	9	107	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
29	5	70	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
30	5	90	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
31	7	79	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
32	7	138	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
33	4	70	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
34	9	125	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
35	9	134	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
36	5	91	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
37	8	51	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
38	7	138	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
39	11	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
40	5	85	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
41	9	146	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
42	4	67	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
43	0	0	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
44	9	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
45	5	91	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
46	9	144	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
47	10	150	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
48	3	25	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
49	9	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
50	1	0	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
51	5	42	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
52	9	149	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
53	13	67	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
54	7	53	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
55	3	25	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
56	8	156	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
57	8	97	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
58	7	138	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
59	0	0	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
60	5	91	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU

61	5	80 PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
62	7	79 PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
63	11	150 PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
64	3	30 PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
65	5	102 PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
66	10	155 PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
67	2	4 PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
68	3	41 PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
69	4	17 PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
70	4	35 PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
71	1	2 PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
72	7	23 PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
73	9	142 PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
74	1	23 PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
75	9	156 PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
76	9	156 PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
77	9	108 PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
78	11	117 PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
79	9	119 PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
80	5	89 PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
81	9	156 PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
82	5	67 PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
83	9	150 PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
84	11	119 PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
85	1	13 PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
86	1	4 PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
87	6	54 PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
88	7	126 PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
89	9	146 PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
90	2	31 PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
92	10	155 PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
93	8	72 PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
94	4	71 PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
95	9	46 PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
96	4	71 PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
97	4	80 PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
98	9	132 PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
99	10	156 PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
100	8	62 PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
101	1	3 PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
102	8	75 PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
103	1	24 PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
104	10	99 PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
105	7	111 PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
106	4	66 PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
107	2	12 PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
108	3	27 PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
109	2	41 PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
110	10	155 PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
111	1	13 PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
112	1	0 PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
113	11	156 PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
114	9	120 PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
115	4	37 PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
116	11	150 PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
117	9	156 PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
118	9	150 PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
119	8	156 PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
120	5	91 PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
121	9	138 PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU

122	4	47	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
123	1	15	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
124	1	0	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
125	5	41	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
126	13	146	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
127	1	0	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
128	9	140	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
129	3	29	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
130	1	0	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
131	9	156	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
132	3	37	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
133	6	27	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
134	10	149	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
135	1	0	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
136	1	18	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
137	6	52	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
138	9	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
139	11	130	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
140	10	155	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
141	5	37	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
142	9	132	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
143	5	85	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
144	9	136	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
145	8	156	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
146	13	143	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
147	11	154	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
148	7	134	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
149	7	65	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
150	4	40	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
151	4	36	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
152	5	85	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
153	5	91	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
154	6	47	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
155	7	138	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
156	9	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
157	2	29	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
158	9	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
159	9	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
160	8	87	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
161	8	94	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
162	13	143	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
163	11	149	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
164	7	122	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
165	13	146	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
166	5	57	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
167	11	149	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
168	1	0	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
169	2	14	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
170	1	8	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
171	2	15	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
172	11	128	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
173	4	62	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
174	7	138	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
175	3	22	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
176	1	0	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
177	7	61	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
178	5	78	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
179	11	149	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
180	5	85	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
181	4	30	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU

189	5	58	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
190	6	28	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
191	3	25	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
192	2	27	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
193	9	115	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
194	1	2	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
195	4	64	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
196	11	150	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
197	9	133	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
198	8	99	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
199	1	10	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
200	9	146	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
201	7	156	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
202	2	18	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
203	5	41	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
204	7	102	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
205	5	91	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
206	10	155	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
207	2	27	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
208	9	138	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
209	3	41	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
210	9	85	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
211	9	150	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
212	4	71	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
213	4	69	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU
214	9	155	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
215	9	146	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
216	3	39	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
217	4	43	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU
218	1	0	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU	PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU

Gambar 19 Hasil Prediksi Implementasi *Algoritma K-Nearest Neighbors*

Lampiran 8 Permohonan Penelitian kepada kaprodi informatika

**UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH MAKASSAR**
FAKULTAS TEKNIK
PROGRAM STUDI INFORMATIKA

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Nomor : 362/05/C.4-VI/V/45/2024 Makassar, 27 Syawal 1445 H
Lamp. : - 06 Mei 2024 M
Hal : **Pengantar Penelitian**

Kepada yang Terhormat,
Ketua LP3M Unismuh Makassar
Di -
Tempat

Assalamu 'Alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Dengan Rahmat Allah SWT, Semoga aktivitas kita bernilai ibadah di Sisi - Nya. Dalam rangka penyelesaian Tugas Sarjana / Tugas Akhir Mahasiswa pada Program Studi Informatika Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar dengan judul: **"Perbandingan Akurasi Random Forest dan KNN K-Nearest Neighbors Pada Studi Kasus Kelulusan Mahasiswa Fakultas Teknik"**, Sehubungan hal tersebut, maka kami meminta kesedian Bapak/Ibu agar kiranya berkenan membantu perihal surat tersebut. Bersama ini kami sampaikan mahasiswa(i):

No.	Stambuk	Nama
1.	105 84 11059 20	Rina Permata Sari

Demikian surat kami atas perhatian dan kerja samanya kami haturkan banyak terima kasih.
Jazakumullah Khaeran Katsiran
Wassalamu 'Alaikum warahmatullah Wabarakatuh


Ketua Program Studi
Informatika
Muhammad A. M. Hayat, S.Kom., MT.
PRODI INFORMATIKA 504577

Tembusan: Kepada Yang Terhormat,
1 Dekan Fakultas Teknik
2 Arsip

Gedung Menara Iqra Lantai 3
Jl. Sultan Alauddin No. 259 Telp. (0411) 866 972 Fax (0411) 865 588 Makassar 90221
Web: <https://teknik.unismuh.ac.id/>, e-mail: teknik@unismuh.ac.id



Lampiran 9 Pengantar Penelitian kepada ketua LP3M Unismuh Makassar

**MAJELIS PENDIDIKAN TINGGI PIMPINAN PUSAT MUHAMMADIYAH
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH MAKASSAR**
LEMBAGA PENELITIAN PENGEMBANGAN DAN PENGABDIAN KEPADA MASYARAKAT
Jl. Sultan Alauddin No. 259 Telp.866972 Fax (0411)865588 Makassar 90221 e-mail :lp3m@unismuh.ac.id

Nomor : 4230/05/C.4-VIII/V/1445/2024 07 May 2024 M
Lamp : 1 (satu) Rangkap Proposal 28 Syawal 1445
Hal : Permohonan Izin Penelitian

Kepada Yth,
Dekan Fakultas Tehnik
Universitas Muhamamdiyah Makassar
di -
Makassar
بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Berdasarkan surat Dekan Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar, nomor: 362/05/C.4-VI/V/45/2024 tanggal 6 Mei 2023, menerangkan bahwa mahasiswa tersebut di bawah ini :

Nama : RINA PERMATA SARI
No. Stambuk : 10584 1105920
Fakultas : Fakultas Teknik
Jurusan : Informatika
Pekerjaan : Mahasiswa

Bermaksud melaksanakan penelitian/pengumpulan data dalam rangka penulisan Skripsi dengan judul :

"PERBANDINGAN AKURASI RANDOM FOREST DAN KNN K-NEAREST NEIGHBORS PADA STUDI KASUS KELULUSAN MAHASISWA FAKULTAS TEKNIK"

Yang akan dilaksanakan dari tanggal 10 Mei 2024 s/d 10 Juni 2024.

Sehubungan dengan maksud di atas, kiranya Mahasiswa tersebut diberikan izin untuk melakukan penelitian sesuai ketentuan yang berlaku.
Demikian, atas perhatian dan kerjasamanya diucapkan jazakumullahu khaeran

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Ketua LP3M,

Dr. Muh. Arief Muhsin, M.Pd.
NBM 1127761

05-24

Lampiran 10 Surat Keterangan Bebas Plagiat



MAJELIS PENDIDIKAN TINGGI PIMPINAN PUSAT MUHAMMADIYAH
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH MAKASSAR
UPT PERPUSTAKAAN DAN PENERBITAN

Alamat kantor: Jl.Sultan Alauddin NO.259 Makassar 90221 Tlp.(0411) 866972,881593, Fax.(0411) 865588

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

SURAT KETERANGAN BEBAS PLAGIAT

UPT Perpustakaan dan Penerbitan Universitas Muhammadiyah Makassar,
Menerangkan bahwa mahasiswa yang tersebut namanya di bawah ini:

Nama : Rina Permata Sari

Nim : 105841105920

Program Studi : Teknik Informatika

Dengan nilai:

No	Bab	Nilai	Ambang Batas
1	Bab 1	7 %	10 %
2	Bab 2	20 %	25 %
3	Bab 3	9 %	10 %
4	Bab 4	7 %	10 %
5	Bab 5	3 %	5 %

Dinyatakan telah lulus cek plagiat yang diadakan oleh UPT- Perpustakaan dan Penerbitan
Universitas Muhammadiyah Makassar Menggunakan Aplikasi Turnitin.

Demikian surat keterangan ini diberikan kepada yang bersangkutan untuk dipergunakan
seperlunya.

Makassar, 07 Agustus 2024
Mengetahui,

Kepala UPT- Perpustakaan dan Penerbitan,



Nursimandani Hum, M.I.P
NIBM. 904 591

Jl. Sultan Alauddin no 259 makassar 90222
Telepon (0411)866972,881 593, fax (0411)865 588
Website: www.library.unismuh.ac.id
E-mail : perpustakaan@unismuh.ac.id

Lampiran 11 Hasil Plagiasi Per Bab



Bab I Rina Permata Sari 105841105920

ORIGINALITY REPORT

7 %  **7** %
SIMILARITY INDEX

0 %
INTERNET SOURCES PUBLICATIONS

0 %
STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1	123dok.com Internet Source	3 %
2	digilibadmin.unismuh.ac.id Internet Source	2 %
3	repository.unhas.ac.id Internet Source	2 %

Exclude quotes On
Exclude bibliography On

Exclude matches < 2%



Bab II Rina Permata Sari 105841105920

by Tahap Tutup

Submission date: 06-Aug-2024 12:13PM (UTC+0700)
Submission ID: 2428024645
File name: BAB_II_- 2024-08-06T120954.045.docx (123.13K)
Word count: 3003
Character count: 19345

Bab II Rina Permata Sari 105841105920

ORIGINALITY REPORT

20 LULUS
%
SIMILARITY INDEX

18%

5%

4%

PRIMARY SOURCES

INTERNET SOURCES

PUBLICATIONS

STUDENT PAPERS



1	digilibadmin.unismuh.ac.id Internet Source	7%
2	unismuh.ac.id Internet Source	6%
3	jurnal.uns.ac.id Internet Source	5%
4	Indra Irawan, M-Riski Qisthiano, Muhammad Syahril, Pamuji M. Jakak. "Optimasi Prediksi Kelulusan Tepat Waktu: Studi Perbandingan Algoritma Random Forest dan Algoritma K-NN Berbasis PSO", Jurnal Pengembangan Sistem Informasi dan Informatika, 2023 Publication	2%

Exclude quotes Off Exclude matches < 2%
Exclude bibliography Off

Bab III Rina Permata Sari 105841105920 by Tahap Tutup

Submission date: 07-Aug-2024 08:33AM (UTC+0700)

Submission ID: 2428382549

File name: BAB_III.docx (58.81K)

Word count: 1092

Character count: 7462

Bab III Rina Permata Sari 105841105920

ORIGINALITY REPORT

9% LULUS

2% INTERNET SOURCES

4% PUBLICATIONS

7% STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1	Aang Darmawan, Ivana Yudhisari, Anwari Anwari, Masdukil Makruf. "Pola Prediksi Kelulusan Siswa Madrasah Aliyah Swasta dengan Support Vector Machine dan Random Forest", Jurnal Minfo Polgan, 2023 Publication	3%
2	Submitted to UIN Raden Intan Lampung Student Paper	2%
3	repository.umy.ac.id Internet Source	2%
4	Submitted to University of Muhammadiyah Malang Student Paper	2%

Exclude quotes On Exclude matches < 2%
Exclude bibliography On

Bab IV Rina Permata Sari 105841105920

by Tahap Tutup

Submission date: 07-Aug-2024 08:34AM (UTC+0700)

Submission ID: 2428382898

File name: BAB_IV.docx (116.47K)

Word count: 8641

Character count: 50323

Bab IV Rina Permata Sari 105841105920

ORIGINALITY REPORT

7%

SIMILARITY INDEX

PRIMARY SOURCES



6%

INTERNET SOURCES

3%

PUBLICATIONS

0%

STUDENT PAPERS

1 Darwin ., Safarin Zurimi. "Analisis Model Aplikatif Multivariate Adaptive Regression Spline (MARS) Terhadap Klasifikasi Faktor Yang Mempengaruhi Masa Studi Mahasiswa FKIP Universitas Darussalam Ambon", JURNAL SIMETRIK, 2019
Publication 3%

2 journal.sekawan-org.id
Internet Source 3%

3 jurnal.untan.ac.id
Internet Source 2%

Exclude quotes On

Exclude bibliography On

Exclude matches < 2%

Bab V Rina Permata Sari
105841105920
by Tahap Tutup

Submission date: 07-Aug-2024 08:34AM (UTC+0700)
Submission ID: 2428383104
File name: BAB_V_-_2024-08-07T082925.399.docx (15.39K)
Word count: 275
Character count: 1862

Bab V Rina Permata Sari 105841105920

ORIGINALITY REPORT

3%

SIMILARITY INDEX

3%

INTERNET SOURCES

0%

PUBLICATIONS

0%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1

etheses.uin-malang.ac.id
Internet Source

3%

Exclude quotes

Exclude bibliography

On

On

Exclude matches

< 2%

