

**ANALISIS UNBALANCE DENGAN TEKNIK UNDERSAMPLING
DAN OVERSAMPLING UNTUK AKURASI NAÏVE BAYES**

SKRIPSI

Diajukan sebagai Salah Satu Syarat untuk Mendapatkan
Gelar Sarjana Komputer (S.Kom) Program Studi Informatika



RENY RAHAYU. S 105841107320

**PROGRAM STUDI INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH MAKASSAR 2024**

**ANALISIS UNBALANCE DENGAN TEKNIK UNDERSAMPLING
DAN OVERSAMPLING UNTUK AKURASI NAÏVE BAYES**

**Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat untuk Mendapatkan Gelar Sarjana Komputer (S.Kom)
Program Studi Informatika**

Disusun Dan Diajukan Oleh :

RENY RAHAYU. S 105841107320

**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 Reny Rahayu S. dengan nomor induk Mahasiswa 105 84 11073 20, dinyatakan diterima dan disahkan oleh Panitia Ujian Tugas Akhir/Skripsi sesuai dengan Surat Keputusan Dekan Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar Nomor : 081/05/A.5-VI/45/2024, sebagai salah satu syarat guna memperoleh gelar Sarjana Komputer pada Program Studi Informatika Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar pada hari Sabtu tanggal 24 Agustus 2024.

Panitia Ujian :

1. Pengawas Umum

Makassar, -

19 Safar 1446 H

24 Agustus 2024 M

a. Rektor Universitas Muhammadiyah Makassar

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

b. Dekan Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar

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

2. Penguji

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

b. Sekretaris : Lukman, S.Kom., MT.

3. Anggota

1. Muhyiddin A.M. Hayat, S.Kom., M.T.

2. Rizki Yustiana Bakti ST., MT.

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

Mengetahui :

Pembimbing I

Pembimbing II


Titin Wahyuni, S.Pd., M.T


Fahim Irfamna Rahman S.Kom., MT

Dekan



Dr. Ir. H. Nurdawati, ST., MT., IPM.

*NEM. 795/08



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 : **ANALISIS UNBALANCE DENGAN TEKNIK UNDERSAMPLING DAN OVERSAMPLING UNTUK AKURASI NAÏVE BAYES**

Nama : Reny Rahayu. S

Stambuk : 105 84 11073 20

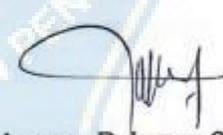
Makassar 30 Agustus 2024

Telah Diperiksa dan Disetujui
Oleh Dosen Pembimbing;

Pembimbing I

Pembimbing II


Titin Wahyuni, S.Pd., MT


Fahrir Irhamna Rahman S.Kom., M.T

Mengetahui,

Ketua Program Studi Informatika



Muhyiddin P. M. Fauzi, S.Kom., MT.

NEM. 1504 577

MOTTO DAN PERSEMBAHAN

Motto

"Ilmu tanpa kritik adalah langkah stagnan menuju kebodohan,"

Persembahan

Tiada lembar skripsi yang paling indah dalam laporan skripsi ini kecuali lembar persembahan, Bismillahirrahmanirrahim skripsi ini saya persembahkan untuk : Allah SWT yang telah memberikan kemudahan dan pertolongan sehingga saya dapat menyelesaikan skripsi ini dengan baik. Kepada kedua orangtua tercinta Bapak Suardi Dg. Sijaya, Susandi Samma dan Ibu Nirwana yang selalu melangitkan doa-doa baik dan menjadikan motivasi untuk saya dalam menyelesaikan skripsi ini. Terima kasih sudah mengantarkan saya pada titik ini, berkat itu semua, saya bisa menjadi sarjana pertama dalam keluarga kita. Untuk diri saya sendiri, Reny Rahayu. S yang telah mampu berusaha dan berjuang sampai sejauh ini. Mampu mengendalikan diri meskipun menghadapi banyak cobaan, tetapi saya tidak pernah memutuskan untuk menyerah sesulit apapun proses penyusunan skripsi ini. Ucapan terima kasih saya kepada semua pihak yang telah mendukung keberhasilan pencapaian ini, termasuk Kepala Prodi Informatika, para dosen Prodi Informatika, serta seluruh staf dan segenap civitas akademika Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar saya ucapkan banyak terima kasih. Kepada serta seluruh teman-teman seperjuangan Informatika Angkatan 2020, saya mengucapkan terima kasih yang mendalam. Dukungan dan bantuan kalian sangat berarti, sehingga kita semua bisa bersama-sama menyelesaikan studi di tahun ini. Kepada semua orang yang berada di belakang layar keluarga, kerabat, sahabat, dan semua pihak yang tidak bisa saya sebutkan satu per satu saya mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya. Dukungan, semangat, dan doa kalian sangat berarti dalam perjalanan ini.

Akhir kata semoga skripsi ini dapat menjadi wawasan dan manfaat untuk orang lain. Aamiin.

ABSTRAK

RENY RAHAYU.S. Analisis *Unbalance* dengan Teknik *Undersampling* dan *Oversampling* untuk Akurasi *Naïve Bayes* (dibimbing Titin Wahyuni S.Pd.,M.T dan Fahrim Irhamna Rachman S.Kom.,M.T.).

Ketidakseimbangan dataset adalah kondisi dimana distribusi kelas dalam dataset tidak seimbang, dengan kelas mayoritas memiliki jumlah data yang jauh lebih banyak dibandingkan dengan kelas minoritas, yang dapat menyebabkan kesalahan dalam hasil klasifikasi dimana data kelas minoritas sering diklasifikasikan sebagai kelas mayoritas. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk memahami dampak ketidakseimbangan data terhadap akurasi *model Naïve Bayes*. *Model Naïve Bayes* yang dimaksud dalam penelitian ini adalah salah satu algoritma klasifikasi berbasis probabilitas yang sederhana namun efektif, yang didasarkan pada Teorema Bayes. Algoritma ini mengasumsikan bahwa fitur-fitur dalam dataset bersifat independen satu sama lain, sebuah asumsi yang jarang benar dalam kenyataan tetapi sering kali menghasilkan hasil yang cukup baik dalam praktik. Hasil penelitian menunjukkan bahwa keseimbangan pada dataset sangat mempengaruhi akurasi model *Naïve Bayes*. Teknik *undersampling* menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 96,6%, sementara teknik *oversampling* mencapai akurasi maksimal 92%, dan penggunaan *SMOTE* (*Synthetic Minority Over-sampling Technique*) memberikan hasil yang baik dengan akurasi tertinggi 91,8%. Kesimpulan dari penelitian ini adalah bahwa teknik *undersampling* cenderung mengurangi akurasi dengan menghilangkan informasi penting dari kelas mayoritas, sedangkan teknik *oversampling* berisiko menyebabkan *overfitting*. Oleh karena itu, pemilihan metode penyeimbangan harus dilakukan dengan hati-hati, menyesuaikan sifat data dan tujuan analisis, serta dievaluasi dengan cermat untuk mencapai performa model yang optimal.

Kata Kunci : Analisis *Unbalance*, *Naïve Bayes*, *Oversampling*, *SMOTE*, *Undersampling*.

ABSTRACT

RENY RAHAYU.S. *Unbalance Analysis with Undersampling and Oversampling Techniques for Naïve Bayes Accuracy (supervised by Titin Wahyuni S.Pd., M.T. and Fahrini Irhamna Rachman S.Kom., M.T.).*

Dataset imbalance is a condition where the distribution of classes in a dataset is unbalanced, with the majority class having a much larger amount of data compared to the minority class, which can cause errors in classification results where minority class data is often classified as the majority class. The aim of this research is to understand the impact of data imbalance on the accuracy of the Naïve Bayes model. The Naïve Bayes model referred to in this research is a simple but effective probability-based classification algorithm, which is based on Bayes' Theorem. This algorithm assumes that the features in the dataset are independent of each other, an assumption that is rarely true in reality but often produces quite good results in practice. The research results show that balance in the dataset greatly influences the accuracy of the Naïve Bayes model. The undersampling technique produces the highest accuracy of 96.6%, while the oversampling technique achieves a maximum accuracy of 92%, and the use of SMOTE (Synthetic Minority Over-sampling Technique) provides good results with the highest accuracy of 91.8%. The conclusion of this research is that undersampling techniques tend to reduce accuracy by removing important information from the majority class, while oversampling techniques risk causing overfitting. Therefore, the selection of balancing methods must be done carefully, adapting to the nature of the data and analysis objectives, and carefully evaluated to achieve optimal model performance.

Keywords : *Unbalance Analysis, Naïve Bayes, Oversampling, SMOTE, Undersampling.*

KATA PENGANTAR

Alhamdulillah puji dan syukur kepada Allah SWT yang senantiasa melimpahkan rahmat dan hidayah-Nya kepada penulis karena telah memberikan kesehatan,kesempatan, kemudahan serta melapangkan pemikiran sehingga penulis dapat menyelesaikan proposal skripsi yang berjudul “ **ANALISIS UNBALANCE DENGAN TEKNIK UNDERSAMPLING DAN OVERSAMPLING UNTUK AKURASI NAÏVE BAYES**”. Shalawat beserta salam senantiasa tercurahkan kepada kekasih Allah SWT panutan seluruh umat yakni baginda Rasulullah SAW, yang telah memperbaiki akhlak dan budi pekerti manusia seperti yang kita rasakan sekarang ini.

Penulis dapat menyelesaikan Proposal Skripsi ini yang merupakan salah satu syarat agar bisa mendapatkan gelar Sarjana (S1) di Universitas Muhammadiyah Makassar. Proses pengerjaan proposal skripsi ini tidak lepas dari bimbingan dan bantuan dari berbagai pihak, penulis menyadari bahwa di dalam penulisan proposal skripsi ini masih jauh dari kata sempurna baik dari segi isi, Bahasa maupun dari segi penulisannya.Untuk itu penulis sangat mengharapkan kritik dan saran yang membangun untuk kemajuan masa yang akan datang.

Oleh karena itu, pada kesempatan kali ini penulis ingin mengucapkan banyak terima kasih kepada segenap pihak yang membantu khususnya kepada :

1. Superhero,Panutanku dan cinta pertamaku, Ayahanda Suardi Dg. Sijaya terima kasih sudah berjuang untuk penulis walaupun itu penulis dan beliau tidak tinggal Bersama lagi. Beliau memang tidak sempat merasakan Pendidikan sampai bangku perkuliahan, Namun beliau mampu mendidik penulis, memberikan dukungan.
2. Untuk Ayahanda tercinta, Susandi Samma terima kasih telah mendidik penulis sangat baik dan memberikan dukungan serta motivasi sampai tibanya penulis akhirnya mampu menyelsaikan studinya sampai sarjana.
3. Pintu surgaku,wanita Tangguh dan hebatku, Ibunda Nirwana, terima kasih atas perjuangan dan pengorbanan yang tak ternilai ibunda kepada penulis yang tidak henti-hentinya memberikan kasih sayang dengan penuh cinta dan selalu memberikan motivasi serta doa yang selalu diarahkan kepada Allah untuk

kesuksesan penulis hingga penulis mampu menyelesaikan studinya sampai sarjana.

4. Bapak Prof. Dr.. H. Ambo Asse, M.Ag., sebagai Rektor Perguruan Tinggi Universitas Muhammadiyah Makassar.
5. Ibu Dr. Hj. Ir. Nurnawaty ST.,MT Selaku Dekan Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar.
6. Bapak Muhyidin A.M.Hayat S.Kom.,MT Selaku Ketua Prodi Informatika Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar.
7. Ibu Titin Wahyuni S.Pd.,MT Selaku Dosen Pembimbing I Dan Bapak Fahrir Irahman Rachman, S.Kom., MT Selaku Dosen Pembimbing II yang senantiasa meluangkan waktunya,pikirannya untuk memberikan bimbingan serta mengarahkan penulis selama penyusunan proposal skripsi ini .
8. Segenap Bapak/Ibu Dosen Prodi Informatika Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar yang telah banyak memberikan bakat dan ilmu pengetahuan serta mendidik penulis selama proses belajar mengajar di Universitas Muhammadiyah Makassar.
9. Rekan-rekan mahasiswa utamanya dari Program studi Informatika Angkatan 2020 Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar terima kasih atas dukungan dan kerjasamanya selama menempuh Pendidikan serta penyelesaian penyusunan proposal skripsi ini.
10. Terakhir, terima kasih untuk diri sendiri, karena telah mampu berusaha keras dan berjuang sampai sejauh ini.

Semoga semua pihak yang membantu semoga mendapatkan pahala yang berlipat ganda disisi Allah SWT dan Proposal Skripsi yang sederhana ini dapat bermanfaat bagi penulis, rekan- rekan. Masyarakat serta Bangsa dan Negara. Aamiin.

Billahi Fisabilhaq, Fastabiqul Khairat.

Wassalamualaikum Wr. Wb

Makassar , 15 Maret 2024

Reny Rahayu. S

DAFTAR ISI

HALAMAN PENGESAHAN	i
HALAMAN PERSETUJUAN.....	ii
MOTTO DAN PERSEMBAHAN	iii
ABSTRAK.....	iv
<i>ABSTRACT</i>	v
KATA PENGANTAR.....	vi
DAFTAR ISI.....	viii
DAFTAR GAMBAR	x
DAFTAR TABEL.....	xi
DAFTAR LAMPIRAN	xii
DAFTAR ISTILAH.....	xiii
BAB I PENDAHULUAN	1
A. Latar Belakang	1
B. Rumusan Masalah	2
C. Tujuan Penelitian.....	2
D. Manfaat Penelitian	2
E. Ruang Lingkup Penelitian.....	3
F. Sistematika Penulisan.....	3
BAB II.....	5
A. Landasan Teori	5
B. Penelitian Terkait.....	14
C. Kerangka Pikir	21
BAB III METODE PENELITIAN	22
A. Tempat dan Waktu Penelitian.....	22
B. Alat dan Bahan.....	22
C. Perancangan Sistem	22
D. Teknik Pengujian Sistem.....	26
E. Teknik Analisis Data.....	26
BAB IV	28

A.	Pengambilan Data	28
B.	Normalisasi Data.....	29
C.	Pelabelan Data Mahasiswa.....	30
D.	Penerapan Naïve Bayes.....	32
E.	Hasil Pengujian Data Tanpa Menggunakan Smote	40
F.	Hasil Pengujian Data Dengan Menggunakan Smote	43
G.	Perhitungan Manual	44
H.	Perbandingan Pengujian Menggunakan SMOTE dan Tanpa Menggunakan SMOTE.....	47
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN.....		51
A.	Kesimpulan	51
B.	Saran	51
DAFTAR PUSTAKA.....		52
LAMPIRAN.....		55



DAFTAR GAMBAR

Gambar 1. Kerangka Pikir	22
Gambar 2. Perancangan Sistem.....	25
Gambar 3. Diagram Alur Penelitian.....	26
Gambar 4. Grafik Hasil Perbandingan.....	48



DAFTAR TABEL

Tabel 1. Data Mahasiswa Angkatan 2018	27
Tabel 2. Data Mahasiswa Angkatan 2019	28
Tabel 3. Data Mahasiswa Angkatan 2020	30
Tabel 4. Data Mahasiswa Angkatan 2021	31
Tabel 5. Data Mahasiswa Angkatan 2022	32
Tabel 6. Data Mahasiswa Angkatan 2023	32
Tabel 7. Min – Max	34
Tabel 8. Dataset	35
Tabel 9. Undersampling Data 200	46
Tabel 10. Undersampling Data 300	46
Tabel 11. Undersampling Data 400	46
Tabel 12. Oversampling Data 500	47
Tabel 13. Oversampling Data 600	47
Tabel 14. Oversampling Data 700	48
Tabel 15. Hasil Pengujian Data Dengan Menggunakan Smote	49
Tabel 16. Perhitungan Manual Undersampling 200	49
Tabel 17. Perhitungan Manual Undersampling 300	50
Tabel 18. Perhitungan Manual Undersampling 400	50
Tabel 19. Perhitungan Manual Oversampling 500	51
Tabel 20. Perhitungan Manual Oversampling 600	51
Tabel 21. Perhitungan Manual Oversampling 700	51
Tabel 22. Perhitungan Manual Menggunakan Smote	52
Tabel 22. Hasil Perbandingan	53

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1. Data Mentah Mahasiswa Pengairan Angkatan 2018	53
Lampiran 2. Data Mentah Mahasiswa Pengairan Angkatan 2019	55
Lampiran 3. Data Mentah Mahasiswa Pengairan Angkatan 2020	57
Lampiran 4. Data Mentah Mahasiswa Pengairan Angkatan 2021	59
Lampiran 5. Data Mentah Mahasiswa Pengairan Angkatan 2022	61
Lampiran 6 Data Mahasiswa Setelah Dilakukan Pelabelan Data	62
Lampiran 7. Source Code Naïve Bayes Menggunakan SMOTE	63
Lampiran 8. Hasil Akurasi Menggunakan SMOTE	64
Lampiran 9. Permohonan Penelitian Kepada Kaprodi Informatika	65
Lampiran 10. Pengantar Penelitian Kepada Ketua Umum LP3M	66
Lampiran 11. Hasil Scan Plagiasi Per Bab	67



DAFTAR ISTILAH

<i>Machine Learning</i>	Adalah cabang dari kecerdasan buatan yang memungkinkan computer untuk belajar dari data tanpa harus diprogram secara eksplisit.
<i>Flowchart</i>	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.
Klasifikasi	Adalah tugas untuk mengelompokkan instance (data) ke dalam kelas atau kategori yang telah ditentukan berdasarkan atribut-atributnya.
<i>Naive Bayes Classifier</i>	Adalah jenis algoritma klasifikasi yang berdasarkan teorema Bayes dengan asumsi independensi antara fitur-fitur yang diberikan. Meskipun sederhana, Naive Bayes sering kali efektif dalam banyak aplikasi klasifikasi.
<i>Python</i>	Adalah bahasa pemrograman tingkat tinggi yang sangat populer dan sering digunakan dalam pengembangan aplikasi web, analisis data, machine learning, dan berbagai bidang lainnya.
<i>Undersampling</i>	Adalah teknik untuk mengurangi jumlah sampel dari kelas mayoritas dalam data yang tidak seimbang sehingga setiap kelas memiliki jumlah sampel yang lebih serupa.

<i>Oversampling</i>	Adalah teknik untuk meningkatkan jumlah sampel dari kelas minoritas dalam data yang tidak seimbang dengan membuat salinan data yang sudah ada atau dengan menambahkan data sintetis.
<i>Unbalance</i>	Unggul dalam hal jumlah, atau lebih banyak, seperti kelas mayoritas dalam masalah klasifikasi yang tidak seimbang.
<i>Mayoritas</i>	Kelas atau kategori yang memiliki jumlah instance yang lebih besar dalam dataset, terutama dalam konteks data yang tidak seimbang.
<i>Minoritas</i>	Kelas atau kategori yang memiliki jumlah instance yang lebih kecil dalam dataset, terutama dalam konteks data yang tidak seimbang.
<i>SMOTE</i>	Adalah teknik oversampling yang populer untuk menangani ketidakseimbangan kelas dengan membuat sampel sintetis berdasarkan sampel minoritas yang ada.
<i>Overfitting</i>	Terjadi ketika model machine learning terlalu kompleks sehingga dapat "menghafal" data pelatihan dengan sangat baik, tetapi tidak mampu melakukan generalisasi dengan baik pada data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya.
<i>Supervised Learning</i>	Adalah tipe pembelajaran mesin di mana model belajar dari contoh data yang berlabel. Model ini diberi input-output pairs, dan tujuannya adalah untuk mempelajari fungsi pemetaan dari input ke output.
<i>Imblearn</i>	Adalah pustaka Python yang berfokus pada teknik- teknik untuk menangani masalah klasifikasi dengan data yang tidak seimbang, seperti undersampling, oversampling, dan <u>SMOTE</u>

BAB I

PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Ketidakseimbangan dataset adalah keadaan dimana distribusi kelas didalam dataset tidak seimbang. Sebuah kelas dikatakan tidakseimbang apabila ada suatu kelas yang memiliki data yang lebih banyak dibandingkan dengan kelas lainnya. Kelompok kelas dengan jumlah data yang banyak disebut dengan kelas mayoritas, sedangkan kelompok kelas dengan jumlah yang sedikit disebut dengan kelas minoritas. Dataset yang tidak seimbang menyebabkan misleading atau kesesatan dalam hasil klasifikasi dimana data kelas minoritas sering diklasifikasikan sebagaikelas mayoritas.Penerapan algoritma klasifikasi tanpa memperhatikan keseimbangan kelas mengakibatkan prediksi yang baik bagi kelas mayoritas dan kelas minoritas diabaikan.Apabila algoritma klasifikasi di implementasikan langsung terhadap dataset yang imbalance maka akan mengalami penurunan performa (Sulistiyono et al., 2021).

Masalah Ketidakseimbangan ini bisa menjadi masalah dalam pembelajaran mesin karena model yang dibuat mungkin cenderung lebih baik dalam memprediksi kelas mayoritas, sementara kelas minoritas diabaikan (Technology, 2023). Dalam hal ini Masalah ketidakseimbangan kelas dalam dataset dapat menjadi kendala serius dalam pengembangan model. Model Machine Learning yang digunakan yaitu Algoritma Naïve bayes. Naïve Bayes merupakan pengklasifikasi probabilitas sederhana untuk menghitung sekumpulan probabilitas dengan menjumlahkan frekuensi dan kombinasi nilai dari kumpulan data yang diberikan (Ericha Apriliyani & Salim, 2022).

Dalam penelitian ini, peneliti menggunakan Teknik Under Sampling dan Oversampling dalam menangani Unbalance atau Ketidakseimbangan dataset sebelum melatih model Naïve Bayes. Pada Teknik Under Sampling, data yang mayoritas dikurangi sehingga jumlahnya sama dengan kelas minoritas, sedangkan oversampling mengenerate data baru untuk kelas minoritas sehingga

jumlahnya seimbang dengan kelas mayoritas (Keputusan Dirjen Penguatan Riset dan Pengembangan Ristek Dikti et al., 2017).

Berdasarkan pernyataan diatas penelitian ini diharapkan dapat memberikan solusi dalam mengatasi ketidakseimbangan kelas dalam dataset dengan menerapkan teknik under sampling dan over sampling guna meningkatkan akurasi model Naïve Bayes.

B. Rumusan Masalah

Berdasarkan pada latar belakang masalah di atas, maka rumusan masalah pada penelitian ini yaitu “Bagaimana ketidakseimbangan (unbalance) pada dataset mempengaruhi akurasi model Naïve Bayes?”

C. Tujuan Penelitian

Berdasarkan pada latar belakang masalah, rumusan masalah di atas, maka Adapun tujuan yang ingin dicapai dari penelitian ini yaitu : Adalah untuk memahami ketidakseimbangan data pada akurasi model Naïve Bayes?

D. Manfaat Penelitian

Berdasarkan pada uraian latar belakang , rumusan masalah dan tujuan penelitian di atas, maka manfaat penelitian ini dibagi menjadi beberapa aspek sebagai berikut :

1. Aspek Teoritis

Memberikan pemahaman yang lebih mendalam tentang konsep dasar Naïve Bayes dalam konteks klasifikasi data..

2. Aspek Praktis

a. Bagi Peneliti

- 1) Dapat menghasilkan publikasi ilmiah yang dapat meningkatkan reputasi peneliti dalam komunitas akademis.
- 2) Akan memperluas pemahaman peneliti tentang analisis data, model klasifikasi, dan teknik penanganan ketidakseimbangan data.
- 3) Dapat memperluas jaringan profesionalnya dengan berkolaborasi dengan rekan peneliti lainnya yang tertarik dalam bidang analisis data dan machine learning.

b. Bagi Universitas

- 1) Universitas dapat membantu mengembangkan keterampilan dan

pengetahuan mereka dalam bidang analisis data dan machine learning.

- 2) Memberikan kontribusi pada pengetahuan dan pemahaman dalam bidang analisis data, klasifikasi, dan penanganan ketidakseimbangan data, yang merupakan aset bagi universitas dalam mendukung pengajaran, penelitian, dan layanan masyarakat.

E. Ruang Lingkup Penelitian

Dari analisis rumusan masalah di atas dapat dirumuskan beberapa batasan masalah yaitu :

1. Fokus pada Model Naïve Bayes
2. Penggunaan Teknik Under Sampling dan Oversampling
3. Evaluasi pada Akurasi Model, pada penelitian ini akan membatasi analisis pada pengukuran akurasi model Naïve Bayes sebelum dan setelah penerapan teknik under sampling dan oversampling.
4. Dataset, dalam penelitian ini akan menggunakan dataset tertentu yang relevan dengan tujuan analisis dan memiliki masalah ketidakseimbangan kelas yang signifikan.
5. Data yang digunakan diambil dari data mahasiswa Fakultas Teknik Prodi Pengairan 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.
6. Tidak Memperhitungkan Teknik Lain.
7. Tidak Memperhitungkan Variasi dalam Teknik

F. Sistematika Penulisan

Untuk memberikan gambaran umum dari seluruh penulisan ini, Adapun sistematika penulisan yaitu :

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini menerangkan secara singkat dan jelas mengenai latar belakang penulisan penelitian tugas akhir, rumusan masalah, tujuan dan manfaat, Batasan permasalahan, metodologi yang digunakan dan sistematika penulisan.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Pada bab ini membahas tentang teori – teori yang melandasi penulis dalam melaksanakan skripsi.

BAB III METODE PENELITIAN

Membahas tentang metode penelitian dan alat yang digunakan untuk pembuatan system.

BAB IV ANALISA DAN PENGUJIAN

Bab ini berisikan hasil desain system serta pembahasan terhadap desain tersebut.

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

Bab ini atau bab terakhir akan memuat Kesimpulan isi dari keseluruhan uraian bab sebelumnya dan saran – saran dari hasil yang telah diperoleh serta yang diharapkan dapat bermanfaat dalam pengembangan selanjutnya



BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

A. Landasan Teori

1. Pengertian Analisis

Analisa berasal dari kata Yunani Kuno “analisis” yang berarti melepaskan. Analisis terbentuk dari dua suku kata yaitu “ana” yang berarti kembali dan “luein” yang berarti melepas. Sehingga pengertian analisa yaitu suatu usaha dalam mengamati secara detail pada suatu hal atau benda dengan cara menguraikan komponen-komponen pembentuknya atau menyusun komponen tersebut untuk dikaji lebih lanjut. Analisa adalah sebuah proses untuk memecahkan sesuatu ke dalam bagian-bagian yang saling berkaitan satu sama lainnya. merupakan suatu kegiatan berfikir untuk menguraikan suatu keseluruhan menjadi komponen sehingga dapat mengenal tanda-tanda dari setiap komponen, hubungan satu sama lain dan fungsi masing-masing dalam suatu keseluruhan yang terpadu. (Wicaksana & Rachman, 2018) Pengertian analisis adalah memecahkan atau menguraikan sesuatu unit menjadi unit terkecil.

Dari pendapat diatas dapat ditarik kesimpulan bahwa analisis merupakan suatu kegiatan berfikir untuk menguraikan atau memecahkan suatu permasalahan dari unit menjadi unit terkecil (Septiani et al., 2020).

2. Teknik Undersampling

Teknik undersampling merupakan proses sampling yang dilakukan dengan mengurangi atau mengeliminasi sebagian data pada kelas mayoritas pada data. Proses eliminasi tersebut dapat dilakukan secara random (paling sederhana) sehingga biasa disebut dengan random undersampling. Selain itu, undersampling juga dapat dilakukan dengan menggunakan perhitungan statistik yang biasa disebut dengan informed undersampling. Pada teknik ini, metode iterasi dan teknik data cleaning juga diterapkan untuk menyaring data pada kelas mayoritas lebih lanjut. Metode undersampling menyebabkan beberapa informasi pada kelas negatif terhapus dan proporsi jumlah data pada kelas mayoritas serta minoritas lebih berimbang. Teknik eliminasi data yang diusulkan pada metode undersampling sangat

bermacam-macam. Terdapat metode yang focus menghapus pada area kelas mayoritas saja ,ada pula yang berfokus pada kedua kelas namun hanya di area border saja, dan lain sebagainya (Choirunnisa, 2019).

3. Teknik Oversampling

Berkebalikan dengan Teknik Undersampling, Teknik Oversampling justru merupakan metode sampling dengan menambahkan jumlah data pada kelas minoritas sehingga dapat mengimbangi atau mendekati jumlah data pada kelas mayoritas. Konsep penambahan data pada oversampling dibagi menjadi dua yaitu: oversampling menggunakan data asli, seperti metode Random Oversampling dan yang kedua yaitu metode penambahan menggunakan data sintetis seperti *Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE)* *SMOTE Borderline*, *Safe Level SMOTE*, *Adaptive Semi-supervised Weighted Oversampling (A-SUWO)* Namun pada penelitian ini, penulis hanya berfokus pada oversampling menggunakan metode penambahan data secara sintetis dimana metode state-of-the-art yang dipilih ialah metode *A-SUWO*.

Permasalahan yang umum pada oversampling adalah terjadinya overfitting dikarenakan penambahan data secara berulang menyebabkan decision boundary menjadi lebih ketat. Oleh karena itu, pada perkembangannya, metode oversampling bukan lagi mengopi data yang sama tetapi membuat data baru yang mirip (Choirunnisa, 2019)

4. Naïve Bayes

Naive Bayes merupakan sebuah pengklasifikasian probabilistik sederhana yang menghitung sekumpulan probabilitas dengan menjumlahkan frekuensi dan kombinasi nilai dari dataset yang diberikan. Algoritma menggunakan teorema Bayes dan mengasumsikan semua atribut independen atau tidak saling ketergantungan yang diberikan oleh nilai pada variabel kelas. Definisi lain mengatakan Naive Bayes merupakan pengklasifikasian dengan metode probabilitas dan statistik yang dikemukakan oleh ilmuwan Inggris Thomas Bayes, yaitu memprediksi peluang di masa depan berdasarkan pengalaman di masa sebelumnya.

Naive Bayes didasarkan pada asumsi penyederhanaan bahwa nilai atribut secara kondisional saling bebas jika diberikan nilai output. Dengan kata lain, diberikan nilai output, probabilitas mengamati secara bersama

adalah produk dari probabilitas individu. Keuntungan penggunaan Naive Bayes adalah bahwa metode ini hanya membutuhkan jumlah data pelatihan (Training Data) yang kecil untuk menentukan estimasi parameter yang diperlukan dalam proses pengklasifikasian. Naive Bayes sering bekerja jauh lebih baik dalam kebanyakan situasi dunia nyata yang kompleks dari pada yang diharapkan. Berikut Persamaan Metode Naive Bayes.

Persamaan dari teorema Bayes adalah :

$$\frac{P(H|X)}{P(H)} = \frac{P(H)P(X|H)}{P(X)}$$

(1)

Di mana :

- X : Data dengan class yang belum diketahui
- H : Hipotesis data merupakan suatu class spesifik
- P(H|X) : Probabilitas hipotesis H berdasar kondisi X (posteriori probabilitas)
- P(H) : Probabilitas hipotesis H (prior probabilitas)
- P(X|H) : Probabilitas X berdasarkan kondisi pada hipotesis H P(X) Probabilitas X

Untuk menjelaskan metode Naive Bayes, perlu diketahui bahwa proses klasifikasi memerlukan sejumlah petunjuk untuk menentukan kelas apa yang cocok bagi sampel yang dianalisis tersebut.

Penerapan Metode Naive Bayes didasarkan pada asumsi penyederhanaan bahwa nilai atribut secara kondisional saling bebas jika diberikan nilai output. Dengan kata lain, diberikan nilai output, probabilitas mengamati secara bersama adalah produk dari probabilitas individu. Keuntungan penggunaan Naive Bayes adalah bahwa metode ini hanya membutuhkan jumlah data pelatihan (Training Data) yang kecil untuk menentukan estimasi parameter yang diperlukan dalam proses pengklasifikasian. Klasifikasi Naive Bayes merupakan klasifikasi yang bersifat supervised learning karena memiliki supervisor (manusia melakukan klasifikasi secara manual pada data yang digunakan dalam pelatihan) selaku pengajar dalam proses belajar atau learning. Selain itu, performansi Naive Bayes memiliki waktu klasifikasi yang singkat sehingga mempercepat proses sistem analisis sentimen. Pada penelitian ini pengujian digunakan dengan

menggunakan) 3 kelas (negatif, netral, dan positif).

Dan dalam metode Naive Bayes data String yang bersifat konstan dibedakan dengan data numerik yang bersifat kontinyu, perbedaan ini akan terlihat pada saat menentukan nilai probabilitas setiap kriteria baik itu kriteria dengan nilai data string maupun kriteria dengan nilai data numerik.(Kawani, 2019)

5. Klasifikasi

Klasifikasi merupakan proses menemukan model atau fungsi yang menggambarkan, membedakan class data atau konsep dengan tujuan agar bisa digunakan untuk class prediction dari objek yang label class tidak diketahui. Klasifikasi banyak digunakan untuk mendeteksi fraud atau penipuan, target pemasaran, prediksi kinerja, manufaktur, dan mendiagnosa Kesehatan. Tahapan klasifikasi data terdiri dari 2 langkah. Pertama yaitu tahap learning atau fase pembelajaran, dimana algoritma klasifikasi untuk menganalisis data training atau data latih lalu direpresentasikan ke bentuk model klasifikasi. Kedua adalah proses tahapan klasifikasi, dimana data testing digunakan untuk memprediksi nilai accuracy dari model klasifikasi. Jika nilai akurasi acceptable atau dapat diterima, maka rule bisa diterapkan pada klasifikasi tupel data baru (Heranova, 2019).

Klasifikasi adalah teknik mempelajari kumpulan data sehingga menghasilkan aturan yang dapat mengenali data baru yang belum dipelajari, Klasifikasi dapat didefinisikan sebagai proses pemetaan objek data menjadi kategori dari salah satu class yang telah ditentukan sebelumnya (Mutmainah, 2021).

6. Supervised Learning

Supervised learning merupakan salah satu metode untuk mengklasifikasikan masing masing objek dalam data ke beberapa kelas. Pada supervised learning setiap objek pada suatu data memiliki fitur, yaitu ciri-ciri yang ada pada masing-masing objek. Setiap objek dalam suatu data memiliki jumlah fitur yang sama. Fitur digunakan sebagai input untuk menentukan kelas pada objek. Dalam supervised learning, kelas dari masing-masing objek sudah diketahui. Oleh karena itu, permasalahan yang dihadapi dalam supervised learning adalah bagaimana memetakan objek ke dalam kelas yang

tepat menggunakan fitur-fitur yang dimiliki oleh setiap objek.(Hari et al., 2020)

Supervised Learning merupakan suatu pendekatan dimana sistem dilatih terlebih dahulu agar dapat melakukan prediksi atau melakukan klasifikasi. *Supervised Learning* merupakan metode yang memiliki data latih yang terdiri dari pasangan input dan output yang diinginkan dan bertujuan mempelajari pemetaan antara ruang input dan output. *Supervised Learning* bertujuan untuk menemukan pola baru dalam data dengan cara menghubungkan pola data yang sudah ada dengan data yang baru. metode klasifikasi atau biasa disebut sebagai *supervised learning* adalah teknik pengumpulan data sepenuhnya diberikan label untuk mengklasifikasikan kelas yang tidak dikenal.

Ada banyak algoritma-algoritma dalam *supervised learning*, beberapa diantaranya adalah *C4.5*, *K-Nearest Neighbor (KNN)*, *Naive Bayes Classifier (NBC)*, *Artificial Neural Network (ANN)*, *Probabilistic Neural Network (PNN)* dan *Self-Organizing Map (SOM)*.(Prihandari, 2022)

7. Imblearn Library Undersampling

Imbalanced-learn, atau yang lebih dikenal sebagai *imblearn*, adalah pustaka Python yang digunakan untuk menangani masalah ketidakseimbangan kelas dalam data. Salah satu teknik yang diterapkan dalam *imblearn* adalah *undersampling*, yang bertujuan untuk mengurangi jumlah sampel dari kelas mayoritas sehingga seimbang dengan kelas minoritas.

Undersampling adalah pendekatan yang digunakan untuk menyeimbangkan dataset dengan mengurangi jumlah sampel dari kelas mayoritas sehingga sebanding dengan jumlah sampel dari kelas minoritas. Ini membantu mencegah model pembelajaran mesin dari menjadi bias terhadap kelas mayoritas dan meningkatkan kinerja prediktif pada kelas minoritas yang sering kali lebih penting. Salah satu cara menangani dataset yang tidak seimbang adalah dengan mengurangi jumlah observasi dari semua kelas kecuali kelas minoritas. Kelas minoritas adalah kelas yang jumlah observasinya paling sedikit. Algoritme yang paling terkenal dalam kelompok ini adalah *random undersampling*, di mana sampel dari kelas target diambil secara acak.

Berikut adalah penjelasan langkah-langkah umum dalam melakukan undersampling menggunakan imblearn:

- a. Identifikasi Kelas Mayoritas dan Kelas Minoritas: Pertama, perlu mengidentifikasi kelas mayoritas (kelas dengan jumlah sampel yang lebih besar) dan kelas minoritas (kelas dengan jumlah sampel yang lebih kecil).
- b. Pilih Teknik Undersampling: imblearn menyediakan beberapa teknik undersampling yang dapat dipilih, seperti `RandomUnderSampler`, `NearMiss`, dan lain-lain. Setiap teknik memiliki cara tersendiri untuk memilih sampel mana yang akan dihapus dari kelas mayoritas.
- c. Terapkan Teknik Undersampling: Setelah memilih teknik yang sesuai, selanjutnya dapat menerapkannya pada dataset dan menggunakan fungsi yang disediakan oleh imblearn. Biasanya, sehingga perlu menyediakan parameter seperti proporsi sampel yang ingin dipertahankan atau jumlah absolut dari kelas minoritas yang ingin dicapai.

Berikut adalah contoh kode sederhana menggunakan imblearn untuk melakukan undersampling dengan `RandomUnderSampler`:

```
from imblearn.under_sampling import
RandomUnderSampler
# Membuat objek RandomUnderSampler undersampler =
RandomUnderSampler()
# Melakukan undersampling pada dataset
X_resampled, y_resampled = undersampler.fit_resample(X, y)
```

Dalam contoh ini, `X` adalah matriks fitur dan `y` adalah vektor label dari dataset Anda. Setelah proses undersampling, `X_resampled` dan `y_resampled` akan berisi dataset yang telah diundersample.

- d. Evaluasi Hasil: Setelah melakukan undersampling, penting untuk mengevaluasi kembali dataset terlebih dahulu. Yang dimana ingin memastikan bahwa kelas sekarang seimbang dan tidak ada informasi penting yang hilang dalam proses undersampling. sehingga dapat menggunakan metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, recall, atau F1-score untuk mengevaluasi kinerja model pada dataset yang telah diundersample.

8. Imblearn Library Oversampling

Imbalanced-learn (atau *imblearn*) adalah pustaka Python yang berguna untuk menangani masalah ketidakseimbangan kelas dalam dataset. Salah satu fitur utamanya adalah kemampuannya untuk melakukan oversampling, yaitu teknik yang digunakan untuk menyeimbangkan kembali distribusi kelas dengan meningkatkan jumlah sampel dari kelas minoritas. Salah satu cara untuk mengatasi masalah ini adalah dengan menghasilkan sampel baru di kelas-kelas yang kurang terwakili. Strategi yang paling naif adalah menghasilkan sampel baru dengan pengambilan sampel secara acak.

Berikut adalah beberapa poin penting yang perlu dipahami tentang penggunaan oversampling dengan *imbalanced-learn*:

a. Penanganan Masalah Ketidakseimbangan: Masalah ketidakseimbangan kelas terjadi ketika jumlah sampel dalam satu atau beberapa kelas dalam dataset secara signifikan lebih rendah daripada kelas lainnya. Hal ini dapat menyebabkan model pembelajaran mesin cenderung memprediksi kelas mayoritas dengan lebih baik daripada kelas minoritas.

b. Oversampling: Oversampling adalah pendekatan untuk menyeimbangkan kembali dataset dengan meningkatkan jumlah sampel dari kelas minoritas. Dengan cara ini, proporsi antara kelas minoritas dan mayoritas menjadi lebih seimbang.

Berbagai Metode Oversampling: *imbalanced-learn* menyediakan berbagai metode oversampling yang dapat dipilih sesuai dengan kebutuhan:

1) *RandomOverSampler*: Menggandakan atau mengulang sampel-sampel dari kelas minoritas secara acak.

2) *SMOTE (Synthetic Minority Over-sampling Technique)*: Membangkitkan sampel sintetis baru untuk kelas minoritas dengan mengambil titik tengah antara sampel-sampel yang sudah ada.

3) *ADASYN (Adaptive Synthetic Sampling)*: Mirip dengan *SMOTE*, tetapi menimbang kelas minoritas berdasarkan kompleksitas lokal, sehingga lebih banyak sampel sintetis dibangkitkan di daerah yang kurang diwakili.

c. Menerapkan Teknik Oversampling: Setelah memilih teknik yang sesuai, sehingga dapat membuat objek dari kelas tersebut dan menerapkannya

pada dataset,selanjutnya menggunakan metode `fit_resample()`. Sebagai contoh:

```
from imblearn.over_sampling import RandomOverSampler
oversampler = RandomOverSampler()
X_resampled, y_resampled = oversampler.fit_resample(X, y)
```

Di sini, X adalah matriks fitur dan y adalah vektor label dari dataset Anda. Setelah proses oversampling, X_resampled dan y_resampled akan berisi dataset yang telah dioversample.

d. Evaluasi Hasil: Setelah melakukan oversampling, sangat penting untuk mengevaluasi kembali dataset Anda untuk memastikan bahwa keseimbangan antara kelas telah dicapai tanpa menimbulkan overfitting. Anda juga harus melakukan pengujian untuk memastikan bahwa model Anda memberikan hasil yang baik pada dataset yang telah dioversample.

9. Kelulusan Mahasiswa Tepat Waktu

Ketepatan waktu kelulusan mahasiswa merupakan salah satu tujuan untuk menyelesaikan pendidikan mahasiswa di perguruan tinggi dengan status tepat waktu atau tamat. Butuh waktu ≤ 4 tahun untuk mencapai tujuan kelulusan tepat waktu dengan gelar sarjana, namun pada kenyataannya masih terdapat kasus mahasiswa yang tidak lulus tepat waktu

Salah satu peran yang berguna dalam mendukung kemajuan suatu negara adalah bidang pendidikan. Pendidikan yang berkualitas akan menghasilkan generasi yang berkualitas. Salah satu jenjang pendidikan yang harus mengutamakan mutu adalah pendidikan tinggi. Setiap perguruan tinggi akan berupaya meningkatkan mutu yang disebut mutu lulusan. Salah satu cara untuk mencapai kualitas lulusan yang baik adalah dengan lebih cepat meluluskan mahasiswa. Sesuai dengan Keputusan Menteri Pendidikan Nomor 232/U/2000 Pasal 5 bahwa beban studi untuk program sarjana direncanakan selama 8 semester (4 tahun) dan dapat ditempuh paling lama 14 semester, yaitu ketika mahasiswa menyelesaikan program sarjana dengan pembulatan lebih 4 tahun sampai dengan ≤ 7 tahun, berarti lulus tetapi tidak tepat waktu karena melebihi waktu yang direncanakan. Setiap mahasiswa tentunya berharap dapat mencapai waktu lulus yang ditentukan dalam arti memperoleh gelar sarjana tepat waktu. Namun, masih banyak kasus

mahasiswa yang belum dapat menyelesaikan kuliahnya dengan tepat waktu.(Ningsi & Arofah, 2021)

Lulusan adalah status yang dicapai mahasiswa setelah menyelesaikan proses pendidikan sesuai dengan persyaratan kelulusan yang ditetapkan oleh program studi. Sebagai salah satu keluaran langsung dari proses pendidikan yang dilakukan oleh program studi, lulusan yang bermutu memiliki ciri penguasaan kompetensi akademik termasuk hard skills dan soft skills sebagaimana dinyatakan dalam sasaran mutu serta dibuktikan dengan kinerja lulusan di masyarakat sesuai dengan profesi dan bidang ilmu. Program studi yang bermutu memiliki sistem pengelolaan lulusan yang baik sehingga mampu menjadikannya sebagai human capital bagi program studi yang bersangkutan.

Perguruan tinggi seharusnya memiliki dan menerapkan kebijakan untuk mengelola dan mengevaluasi standar tersebut yaitu kelulusan mahasiswa yang mencerminkan kinerja perguruan tinggi dalam peningkatan mutu. Salah satu upaya yang dilakukan untuk mengelola kelulusan mahasiswa adalah tercapainya masa studi mahasiswa sesuai dengan lama studi yang telah terjadwal. Namun beberapa perguruan tinggi mengalami kesulitan bagaimana mahasiswa dapat mencapai masa studi tepat waktu sesuai dengan jadwal yang telah ditetapkan perguruan tinggi.

Naïve Bayes merupakan algoritma yang dapat digunakan untuk prediksi masa studi mahasiswa yang bisa dikategorikan tepat waktu, terlambat dan tidak lulus. Dengan menggunakan data mining khususnya klasifikasi untuk prediksi dengan algoritma naïve bayes dapat dilakukan prediksi terhadap ketepatan waktu studi dari mahasiswa berdasarkan data training yang ada.(Rahmatullah et al., 2019)

Dengan demikian dibutuhkan suatu metode Klasifikasi dengan Algoritma Naive Bayes yang dapat memprediksi dengan akurat tingkat kelulusan tepat waktu pada mahasiswa, maka dibuat suatu system pendeteksi kelulusan pada perguruan tinggi menggunakan metode Naïve Bayes. Beberapa penelitian sejenis tentang metode klasifikasi Naïve Bayes diantaranya adalah Perkiraan Waktu Studi Mahasiswa Menggunakan Metode Klasifikasi dengan Algoritma Naive Bayes dengan menggunakan metode Data Mining dengan algoritma Naïve Bayes menyebutkan bahwa sistem

yang dirancang adalah sistem prediksi tingkat kelulusan mahasiswa menggunakan metode Data Mining dengan algoritma Naïve Bayes .Kriteria yang digunakan dalam memprediksi tingkat kelulusan adalah NIM, IPK, SKS, kategori kelulusan (tepat, terlambat).Dalam penelitian Prediksi Kelulusan Mahasiswa.(Yustira et al., 2021)

10. Lama Studi Mahasiswa

Lama masa studi yang ditempuh oleh mahasiswa merupakan salah satu standar yang termasuk ke dalam standar penilaian pada Standar Nasional Pendidikan Tinggi atau SN-DIKTI, masa studi untuk program sarjana maksimal tujuh tahun akademik dengan beban belajar mahasiswa paling sedikit 144 SKS. Mahasiswa harus berjuang melewati lebih dari 100 SKS dengan ketentuan IPK minimal 2.00

Evaluasi hasil studi pada akhir jenjang studi Strata 1 (S-1) menyebutkan bahwa mahasiswa yang mencapai Indeks Predikat Kumulatif (IPK) minimal 2,00, tidak ada nilai E. Artinya bahwa mahasiswa bisa menempuh perkuliahan hanya dengan 3,5 tahun bila mencapai syarat yang telah ditentukan.(Hendrawan et al., 2021)

B. Penelitian Terkait

1. Gusti Ngurah Ady Kusuma, Made Pradipta, Made Ari Santosa dan Komang Dharmendra (2023)

Pada penelitian yang dilakukan oleh I Gusti Ngurah Ady Kusuma,I Made Pradipta ,I Made Ari Santosa I Komang Dharmendra dengan judul “Penanganan Ketidakseimbangan Data Pada Klasifikasi Pengaduan Masyarakat” Penelitian ini bertujuan untuk mengatasi ketidakseimbangan data dalam klasifikasi pengaduan masyarakat menggunakan teknik oversampling SMOTE dan ADASYN, serta untuk mengevaluasi pengaruh penggunaan model sampling terhadap kinerja algoritma klasifikasi seperti Naive Bayes Classifier (NBC), Support Vector Machine (SVM), dan Random Forest.

Metode yang digunakan dalam penelitian ini meliputi pengumpulan data pengaduan masyarakat dari halaman publik, vektorisasi teks menggunakan TF-IDF, pembagian dataset menjadi data latih dan data uji, serta penggunaan teknik oversampling SMOTE dan ADASYN untuk menangani ketidakseimbangan data. Selain itu, penelitian ini juga

melibatkan pembangunan model klasifikasi menggunakan algoritma Naive Bayes Classifier (NBC), Support Vector Machine (SVM), dan Random Forest, serta evaluasi kinerja model menggunakan matriks evaluasi seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-Score. Pengumpulan data dilakukan dengan mengambil data pengaduan masyarakat secara publik dari halaman <https://pengaduan.denpasarkota.go.id>. Data yang digunakan terdiri dari 10306 data pengaduan yang terbagi menjadi empat kelas, yaitu Keluhan, Usul/Saran, Pertanyaan, dan Informasi.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa penggunaan teknik oversampling SMOTE dan ADASYN dapat meningkatkan nilai akurasi pada algoritma SVM dan Random Forest dalam klasifikasi pengaduan masyarakat. Namun, pada algoritma Naive Bayes Classifier (NBC), penggunaan model sampling justru menurunkan akurasi. Waktu proses juga menjadi faktor penting dalam pemilihan algoritma, di mana SVM memiliki waktu proses paling lama, NBC memiliki waktu proses paling pendek, dan Random Forest berada di antara keduanya.

2. Cindy Magnolia, Ade Nurhopipah, dan Bagus Adhi Kusuma (2022)

Pada penelitian yang dilakukan oleh Cindy Magnolia, Ade Nurhopipah, dan Bagus Adhi Kusuma dengan judul “Penanganan Imbalanced Dataset untuk Klasifikasi Komentar Program Kampus Merdeka Pada Aplikasi Twitter” Tujuan dari penelitian ini adalah untuk membahas dan menguji berbagai metode penanganan data tidak seimbang (imbalanced data) dalam klasifikasi komentar terkait Program Kampus Merdeka di Twitter. Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi performa berbagai metode balancing data seperti Undersampling, SMOTE, ADASYN, dan Random Combination Sampling, serta untuk membandingkan hasil klasifikasi menggunakan algoritma SVM dengan pembobotan kata TF-IDF. Penelitian ini penting untuk membantu dalam pemilihan dan pengklasifikasian komentar dari masyarakat terhadap program Kampus Merdeka.

Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah Undersampling, SMOTE, ADASYN, dan Random Combination Sampling untuk menangani data tidak seimbang dalam klasifikasi komentar terkait Program Kampus Merdeka di Twitter. Selain itu, untuk pembobotan kata, penelitian

menggunakan metode Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF), dan untuk klasifikasi data, digunakan algoritma Support Vector Machine (SVM)

Adapun Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari platform Twitter dengan periode Juni hingga Agustus 2022. Pengumpulan data dilakukan dengan menggunakan Twitter API. Data yang diperoleh dalam proses scraping sejumlah 16946 baris.

Hasil dari penelitian menunjukkan bahwa metode ADASYN merupakan yang terbaik dalam menangani data yang tidak seimbang dalam klasifikasi komentar terkait Program Kampus Merdeka di Twitter. Metode ini memberikan performa terbaik dengan nilai akurasi dan F1-score sebesar 0,9. Sementara itu, metode Undersampling tidak memberikan hasil yang baik dalam penelitian tersebut. Penggunaan max_features pada pembobotan TF-IDF tidak menunjukkan perbedaan signifikan, namun nilai max_features=5000 cenderung memberikan hasil klasifikasi yang lebih tinggi. Algoritma SVM dipilih karena performanya yang baik dalam mengolah data tidak seimbang. Evaluasi dilakukan untuk melihat F1-score dari model klasifikasi, dan hasilnya menunjukkan bahwa metode ADASYN memberikan performa terbaik. Penelitian ini penting untuk membantu dalam pemilahan dan pengklasifikasian komentar dari masyarakat terhadap program Kampus Merdeka.

3. Nana Suryana, Pratiwi dan Rizki Tri Prasetyo (2021)

Pada penelitian yang dilakukan oleh Nana Suryana, Pratiwi, Rizki Tri Prasetyo dengan judul “Penanganan Ketidakseimbangan Data pada Prediksi Customer Churn Menggunakan Kombinasi SMOTE dan Boosting” Penelitian bertujuan untuk memprediksi customer churn dalam industri telekomunikasi dan mengatasi ketidakseimbangan data dengan menggabungkan teknik SMOTE dan Boosting. Penelitian bertujuan untuk meningkatkan akurasi algoritma klasifikasi dalam memprediksi customer churn dengan menggunakan kombinasi optimalisasi data dan algoritma.

Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah kombinasi teknik sampling SMOTE (Synthetic Minority Over-sampling Technique) dan teknik ensemble Boosting. Teknik resampling digunakan untuk

mengatasi ketidakseimbangan data pada customer churn, sedangkan Boosting digunakan untuk meningkatkan ketelitian dalam proses klasifikasi dan prediksi . Penelitian ini juga mengkombinasikan optimasi level data menggunakan SMOTE dan optimasi level algoritma menggunakan AdaBoost untuk mengatasi ketidakseimbangan data pada dataset customer churn.

Data pada penelitian ini dikumpulkan dari industri telekomunikasi yang mencakup informasi tentang pelanggan, layanan yang digunakan, dan apakah pelanggan tersebut melakukan churn atau tidak. Data ini kemudian diolah dan dipersiapkan untuk analisis menggunakan teknik sampling SMOTE dan ensemble Boosting.

Adapun hasil penelitian menunjukkan bahwa dengan mengkombinasikan teknik SMOTE untuk mengatasi ketidakseimbangan data dan teknik Boosting menggunakan algoritma AdaBoost, dapat meningkatkan akurasi algoritma klasifikasi dalam memprediksi customer churn hingga 11%. Algoritma yang memberikan akurasi tertinggi setelah dioptimasi adalah Random Forest dengan akurasi mencapai 89,19%. Penelitian ini juga menunjukkan bahwa penggunaan teknik ensemble seperti Boosting dapat meningkatkan ketelitian dalam proses klasifikasi dan prediksi, serta memberikan hasil yang lebih optimal dalam memprediksi customer churn dalam industri telekomunikasi. Metode yang diusulkan dalam penelitian ini dapat diterapkan dalam berbagai bidang lainnya, seperti prediksi kerusakan tulang belakang dan deteksi cacat perangkat lunak.

4. Sabiq Sofyan dan Achmad Prasetyo (2021)

Pada penelitian yang dilakukan oleh Windyaning Ustyannie, Suprpto dengan judul “ Penerapan Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE) Terhadap Data Tidak Seimbang Pada Tingkat Pendapatan Pekerja Informal Di Provinsi D.I. Yogyakarta Tahun 2019”

Penelitian ini bertujuan mengatasi masalah ketidakseimbangan kelas dalam dataset klasifikasi dengan menggunakan algoritma Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE) dan menguji pengaruhnya terhadap kinerja berbagai algoritma klasifikasi seperti Naïve Bayes, SVM, K-NN, dan Decision Tree. Penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan

akurasi dang-mean pada data yang tidak seimbang serta mengevaluasi



efektivitas penggunaan SMOTE dalam menangani masalah ketidakseimbangan kelas dalam data mining klasifikasi.

Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE) untuk menangani ketidakseimbangan kelas dalam dataset klasifikasi. SMOTE digunakan untuk menghasilkan data sintesis pada kelas minoritas agar seimbang dengan kelas mayoritas. Algoritma klasifikasi yang digunakan dalam penelitian ini meliputi C45, Naïve Bayes, K-NN, dan SVM.

Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari dataset klasifikasi ecoli dengan rasio ketidakseimbangan kelas yang berbeda, yaitu IR 3,3, IR 5,4, IR 8,6, dan IR 15,4. Setiap dataset ecoli memiliki jumlah instance dan distribusi kelas mayoritas dan minoritas yang berbeda. Data ini kemudian dibagi menjadi data training (80%) dan data testing (20%) untuk keperluan eksperimen.

Dan Adapun hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa penerapan algoritma Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE) dapat meningkatkan akurasi dan kinerja berbagai algoritma klasifikasi seperti Naïve Bayes, SVM, K-NN, dan Decision Tree pada dataset klasifikasi dengan ketidakseimbangan kelas. Penggunaan SMOTE dapat meningkatkan rata-rata G-Mean dan F-Measure dari dataset yang tidak seimbang, sehingga dapat membantu dalam menangani masalah ketidakseimbangan kelas dalam data mining klasifikasi.

5. Windyaning Ustyannie, Suprpto (2020)

Pada penelitian yang dilakukan oleh Windyaning Ustyannie, Suprpto dengan judul “ Oversampling Method To Handling Imbalanced Datasets Problem In Binary Logistic Regression Algorithm” Penelitian ini bertujuan untuk untuk menangani dataset yang tidak seimbang dalam regresi logistik biner menggunakan metode RWO-Sampling dengan pendekatan replikasi acak. Studi ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi dengan menghasilkan data sintetis pada atribut diskrit. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pendekatan ini lebih unggul dibandingkan metode lain dan dapat menangani ketidakseimbangan kelas secara efektif. Regresi logistik digunakan sebagai algoritma klasifikasi, dan kinerjanya diukur menggunakan akurasi, AUC, f-measure, dan g-mean. Studi ini

mendemonstrasikan efektivitas metode yang diusulkan dalam meningkatkan akurasi dan menangani underfitting dibandingkan dengan metode tanpa oversampling.

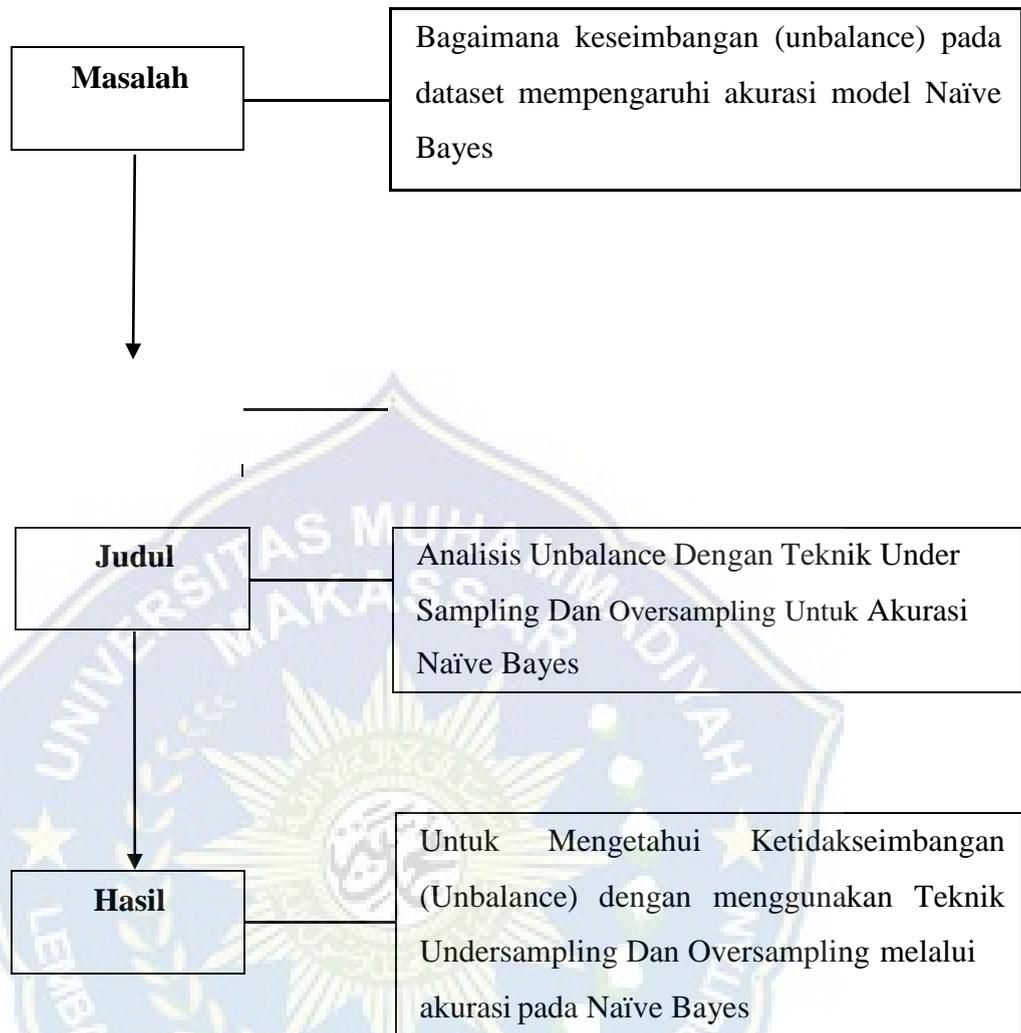
Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode RWO-Sampling dengan pendekatan replikasi acak untuk menangani dataset yang tidak seimbang dalam regresi logistik biner. Pendekatan ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi dengan menghasilkan data sintetis pada atribut diskrit. Hasil penelitian menunjukkan efektivitas metode ini dalam menangani ketidakseimbangan kelas dan meningkatkan kinerja regresi logistik.

Data dalam penelitian ini dikumpulkan dari dataset dunia nyata yang digunakan untuk menguji metode RWO-Sampling dalam penanganan dataset yang tidak seimbang dalam regresi logistik biner. Dataset tersebut meliputi NASA MDP dan dataset UCI Repository. Data ini kemudian dikelompokkan berdasarkan kelas yang ada untuk menghasilkan data mayoritas dan minoritas. Fokus penelitian ini adalah pada data minoritas.

Setelah itu, data minoritas didefinisikan dalam atribut diskrit atau atribut kontinu.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode RWO-Sampling dengan pendekatan replikasi acak efektif dalam menangani dataset yang tidak seimbang dalam regresi logistik biner. Pendekatan ini mampu meningkatkan akurasi dengan menghasilkan data sintetis pada atribut diskrit. Studi ini menunjukkan bahwa metode ini lebih unggul dibandingkan dengan metode lain dalam penanganan ketidakseimbangan kelas dan dapat mengatasi underfitting secara efektif. Regresi logistik digunakan sebagai algoritma klasifikasi, dan kinerjanya diukur menggunakan berbagai metrik seperti akurasi, AUC, f-measure, dan g-mean. Hasil penelitian ini mendemonstrasikan keefektifan metode RWO-Sampling dalam meningkatkan akurasi dan kinerja regresi logistik dalam penanganan dataset yang tidak seimbang.

C. Kerangka Pikir



Gambar 1. Kerangka Pikir

BAB III

METODE PENELITIAN

A. Tempat dan Waktu Penelitian

Penelitian ini dilakukan di Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar, dengan pelaksanaan yang dimulai pada bulan Januari 2024 dan berlangsung hingga seluruh proses pengumpulan data selesai.

B. Alat dan Bahan

Adapun alat dan bahan yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Kebutuhan *Hardware* (Perangkat Keras)
 - a. Laptop Lenovo IdeaPad 1-11ADA05
 - b. System operasi Windows 11
2. Kebutuhan *Software* (Perangkat Lunak)
 - a. Exel
 - b. Phyton
 - c. Data
 - d. Google colabatory / Google colab

C. Perancangan Sistem

Perancangan sistem sangat penting dalam pembangunan suatu system karena menguraikan bagaimana suatu sistem dibangun dari tahap perencanaan hingga tahap pembuatan fungsi-fungsi yang diperlukan untuk pengoperasian sistem. Tujuan dari perancangan sistem adalah untuk menentukan apakhsistem yang akan dikembangkan akan menghasilkan hasil yang di inginkan.

1. Studi Literatur

Langkah pertama adalah melakukan studi literatur untuk memahami masalah ketidakseimbangan kelas dalam dataset, teknik-teknik yang digunakan untuk menangani masalah tersebut, serta konsep dasar dari metode klasifikasi Naïve Bayes.

2. Pengumpulan Data

Tahap ini melibatkan pengumpulan dataset yang akan digunakan dalam penelitian. Dataset ini harus mencakup kelas yang tidak seimbang untuk memungkinkan analisis dan evaluasi yang tepat terhadap teknik under sampling dan oversampling.

3. Pengolahan Data

Data yang dikumpulkan perlu diproses untuk mempersiapkannya untuk analisis lebih lanjut. Ini termasuk langkah-langkah seperti membersihkan data, menghapus nilai-nilai yang hilang atau tidak valid, dan melakukan normalisasi jika diperlukan.

4. Perancangan Sistem

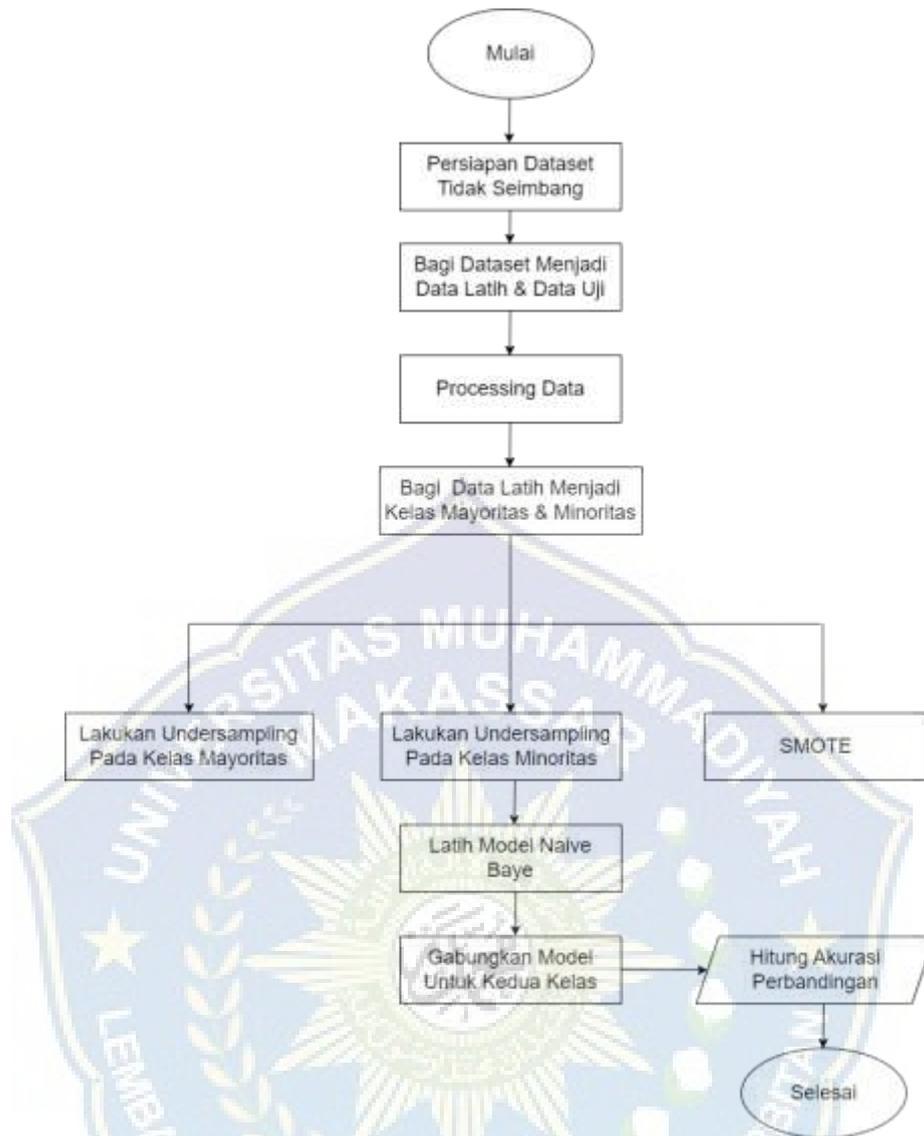
Perancangan sistem dalam konteks penelitian ini akan melibatkan implementasi teknik under sampling dan oversampling untuk menangani ketidakseimbangan kelas dalam dataset. Selain itu, perancangan akan melibatkan implementasi metode klasifikasi Naïve Bayes sebagai model prediksi.

5. Pengujian Sistem

Setelah sistem dirancang dan diimplementasikan, tahap pengujian diperlukan untuk mengevaluasi kinerja sistem. Ini melibatkan penggunaan dataset yang telah diproses untuk melihat seberapa baik teknik under sampling dan oversampling meningkatkan kinerja Naïve Bayes dalam mengklasifikasikan data yang tidak seimbang.

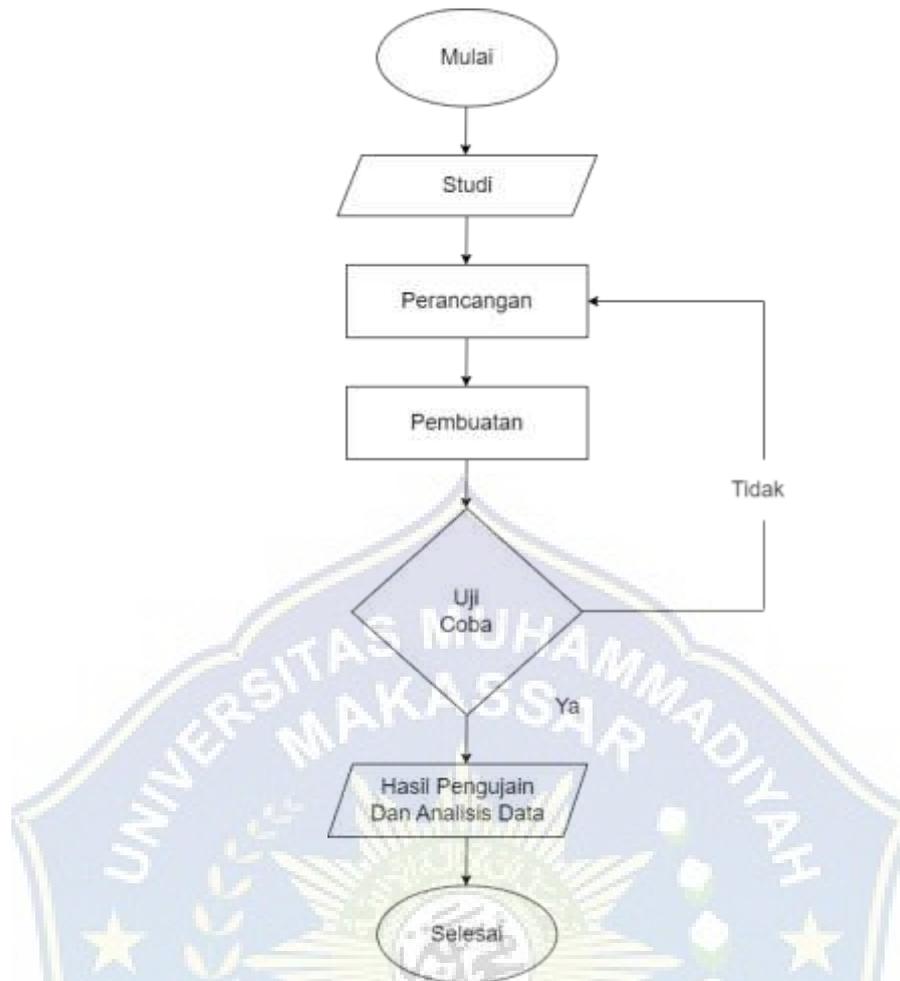
6. Penarikan Kesimpulan

Setelah pengujian selesai, kesimpulan dapat ditarik berdasarkan hasil evaluasi. Ini mencakup menganalisis efektivitas teknik under sampling dan oversampling dalam meningkatkan akurasi Naïve Bayes pada dataset yang tidak seimbang dan mengidentifikasi temuan penting serta implikasi dari penelitian tersebut.



Gambar 2. Perancangan Sistem

Flowchart di atas menggambarkan bahwa proses dimulai dengan mempersiapkan dataset tidak seimbang, kemudian membaginya menjadi data latih dan data uji. Data latih diproses dan dibagi lagi menjadi kelas mayoritas dan minoritas. Pada kelas mayoritas, dilakukan undersampling untuk mengurangi jumlah instance, sedangkan pada kelas minoritas dilakukan oversampling menggunakan teknik *SMOTE* untuk membuat contoh sintesis baru. Setelah data seimbang, model *Naive Bayes* dilatih menggunakan data latih yang telah diimbangi. Hasilnya akan dibandingkan untuk melihat peningkatan kinerja model setelah penyeimbangan data. Dalam perancangan sistem atau diagram system yang akan dibuat yaitu sebagai berikut :



Gambar 3. Diagram Alur Penelitian

Pada diagram di atas dapat dijelaskan bahwa Langkah awal dimulai dengan studi untuk memahami masalah yang akan diselesaikan atau sistem yang akan dikembangkan, diikuti dengan perancangan sistem untuk merencanakan solusi yang sesuai dengan kebutuhan yang telah diidentifikasi. Tahap berikutnya adalah pembuatan sistem berdasarkan rencana yang telah dirancang sebelumnya, yang kemudian diikuti oleh uji coba sistem untuk mengvaluasi kinerjanya. Jika hasil uji coba memenuhi kriteria yang ditetapkan, maka proses akan dilanjutkan, tetapi jika tidak, sistem akan Kembali ke tahap perancangan untuk penyesuaian. Setelah itu, hasil pengujian dan analisis data dilakukan untuk mengevaluasi kinerja sistem dan mengidentifikasi masalah atau kekurangan. Akhirnya, setelah iterasi dan revisi yang sesuai, sistem dianggap selesai dan siap untuk digunakan atau diimplementasikan.

D. Teknik Pengujian Sistem

Teknik pengujian sistem yang akan digunakan pada pengujian ini adalah dimana dataset akan dibagi menjadi set latihan dan set pengujian. Kemudian, Teknik under sampling dan oversampling akan diterapkan pada set latihan untuk menangani masalah ketidakseimbangan kelas. Setelah itu, model Naïve Bayes akan dilatih menggunakan dataset yang telah diubah. Pengujian dilakukan dengan menggunakan set pengujian yang tidak diubah untuk mengevaluasi kinerja model. Hasil perbandingan kemudian dianalisis untuk menilai apakah Teknik Undersampling dan oversampling berhasil meningkatkan akurasi Naïve Bayes dalam mengatasi ketidakseimbangan kelas dalam dataset. Kesimpulan dari analisis ini akan memberikan wawasan tentang efektivitas Teknik-teknik tersebut dalam meningkatkan kinerja model klasifikasi.

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Prediksi yang benar}}{\text{Total Data Uji}} \times 100\%$$

E. Teknik Analisis Data

Analisis data merupakan upaya yang dilakukan untuk mengklasifikasi dan mengelompokkan data. Pada tahap ini dilakukan upaya mengelompokkan, menyamakan data yang sama dan membedakan data yang memang berbeda, serta menyisihkan pada kelompok lain data yang serupa, tetapi tidak sama. (Sutriani & Octaviani, 2019) Proses analisis data dilakukan pada penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Reduksi Data (*Data Reduction*)

Proses reduksi data adalah langkah krusial dalam menghadapi volume besar data lapangan. Ini menuntut peneliti untuk mencatat setiap detail dengan teliti, dengan tujuan memberikan gambaran yang lebih jelas dan memudahkan proses pengumpulan dan penelusuran data lebih lanjut. Bagi peneliti kualitatif, fokusnya terletak pada hasil, sehingga reduksi data menjadi kunci untuk mencapai pemahaman yang mendalam. Namun, dalam proses ini, peneliti harus berhati-hati terhadap outliers, data yang tidak diketahui, dan kualifikasi yang tidak terstruktur.

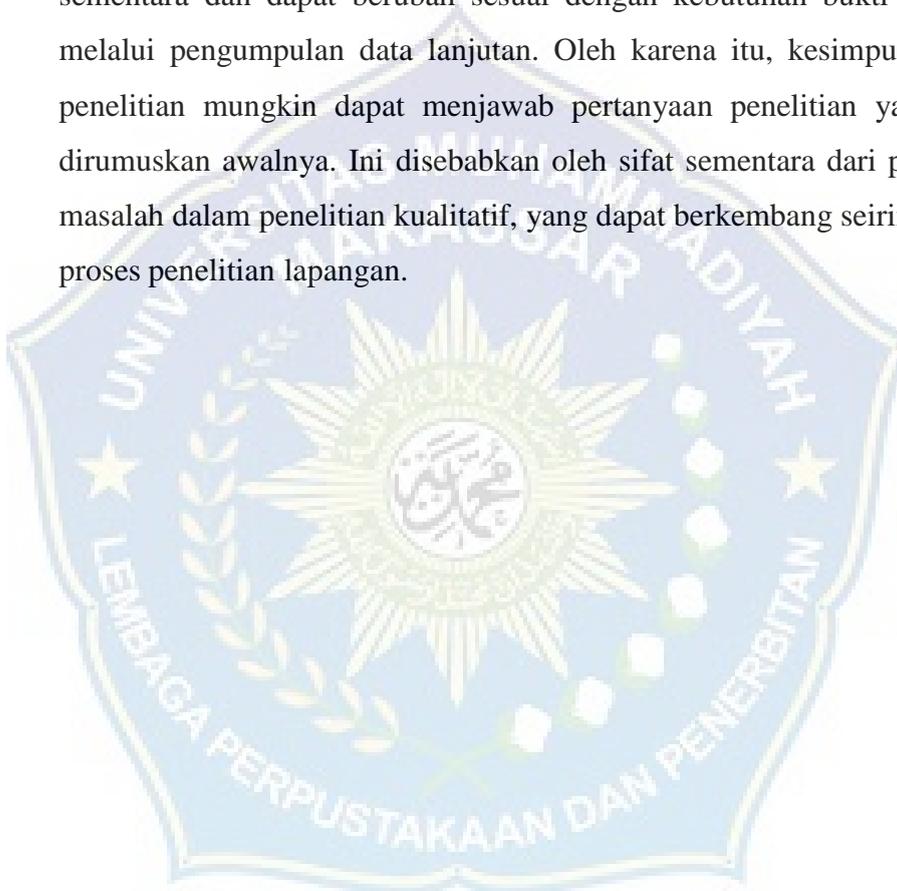
2. Penyajian Data (*Display Data*)

Hasil penelitian akan disajikan secara eksklusif untuk setiap pola, kategori, fokus, dan tema yang ingin dipahami oleh peneliti. Penggunaan

display data membantu peneliti melihat gambaran keseluruhan atau bagian-bagian tertentu berdasarkan output penelitian. Dalam penelitian kualitatif, penyajian data bisa berupa uraian singkat, diagram, interaksi antar kategori, dan bentuk visual lainnya. Tekstual deskripsi seringkali digunakan untuk menyajikan data dalam konteks penelitian kualitatif.

3. Penarikan Kesimpulan (*Concluding Drawing Verivication*)

Langkah ketiga dalam analisis data melibatkan penarikan kesimpulan dan verifikasi. Kesimpulan awal yang diajukan bersifat sementara dan dapat berubah sesuai dengan kebutuhan bukti tambahan melalui pengumpulan data lanjutan. Oleh karena itu, kesimpulan dalam penelitian mungkin dapat menjawab pertanyaan penelitian yang sudah dirumuskan awalnya. Ini disebabkan oleh sifat sementara dari perumusan masalah dalam penelitian kualitatif, yang dapat berkembang seiring dengan proses penelitian lapangan.



BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Pengambilan Data

Tahap pengumpulan data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari Universitas SIMAK Muhammadiyah Makassar. SIMAK merupakan sumber data resmi yang mencatat informasi akademik mahasiswa, antara lain riwayat akademik, kualifikasi mata kuliah, dan status akademik lainnya. Data yang dikumpulkan adalah mahasiswa kurikulum teknik pengairan Fakultas Teknik yang masuk pada tahun 2017 hingga 2023. Melibatkan beberapa kelompok mahasiswa. Data yang dikumpulkan meliputi informasi lengkap tentang siswa seperti nama, nomor induk siswa, waktu pendaftaran, nilai dan ciri-ciri penting lainnya. Berikut gambar dataset yang dihasilkan :

Tabel 1. 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-	...
105811110520	Mahmud	REKLAMASI DAN BANGUNAN PANTAI	3	A	...
105811110121	MUHAMMAD RAFLI	HIDROLOGI TEKNIK DASAR	2	E	...
105811107922	Nabil Amri Pahlaguna	FISIKA I	2	E	...
105811100223	MUH. ARAS ASRULLAH	...	HIDROLIKA I	2	K	...

Tabel 1 di atas menampilkan 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 dengan nilai baik, jumlah mata kuliah dengan nilai buruk, dan durasi waktu studi, nilai bobot dan status nilai. Data ini merupakan data mentah yang diperoleh dari sistem informasi akademik

fakultas, yang akan digunakan untuk memprediksi kelulusan mahasiswa.

B. Normalisasi Data

Normalisasi data adalah proses pengaturan data dalam basis data untuk mencapai dua tujuan utama: mengurangi redundansi data (menghindari penyimpanan data yang sama lebih dari sekali) dan menjamin integritas data.

Data yang dapat digunakan dipilih dengan cara memilih atribut dan membersihkan data yang tidak terpakai agar dapat diproses atau dianalisis dengan lebih efisien. Proses ini mengubah nilai-nilai variabel agar dapat dibandingkan dalam skala yang sama. Tujuan normalisasi adalah untuk menghindari ketidaksamaan bobot atribut dalam model analisis data.

Tabel 7. Min-Max

	Nim	jumlah _semes ter	IPS 1	SKS 1	...	IPS 8	SKS 8	total_ SKS	total _IPK	Unna med: 22	Unna med: 23
count	1.082 000e +03	1081.00 0000	108 1.00 000 0	108.0 0000 0	...	108 1.0 000 00	1081. 0000 00	1081.0 00000 0000	1081 .000 000	0.0	1.0
mean	1.058 111e +11	6.57446 8	2.63 436 6	18.38 5754	...	1.0 850 97	4.410 574	90.816 543	2.93 6272	NaN	0.0
std	7.655 726e +03	3.59504 0	1.19 834 0	7.144 160	...	1.3 469 86	6.162 146	55.474 847	0.88 0068	NaN	NaN
min	1.058 111e +11	0.00000 0	0.00 000 0	0.000 000	...	0.0 000 00	0.000 000	0.0000 00	0.00 0000	NaN	0.0
25%	1.058 111e +11	4.000.0 00	2.00 000 0	18.00 0.000	...	0.0 000 00	0.000 000	39.250 000	2.79 0000	NaN	0.0
50%	1.058 111e +11	7.000.0 00	3.13 000 0	22.00 0.000	...	0.0 000 00	0.000 .000	91.000 000	3.20 0.00 0	NaN	0.0
75%	1.058 111e +11	9.000.0 00	3.55 0.00 0	23.00 0.000	...	2.2 300 00	8.000 000	147.00 0000	3.48 0.00 0	NaN	0.0
max	1.058 112e +11	13.000. 000	4.00 0.00 0	36.00 0.000	...	4.0 00. 000	61.00 0.000	15900 0000	4.00 0.00 0	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 Naïve Bayes, karena mencakup informasi tentang mahasiswa dari berbagai Angkatan.

C. Pelabelan Data Mahasiswa

Proses pelabelan data mahasiswa adalah langkah penting dalam penelitian ini, terutama untuk mengidentifikasi dan memahami karakteristik yang membedakan tingkat kelulusan tepat waktu mahasiswa. Pelabelan data ini melibatkan prediksi tingkat kelulusan, di mana status kelulusan dikategorikan menjadi prediksi lulus tepat waktu dan prediksi tidak lulus tepat waktu dalam semester tertentu.

Dalam pelabelan data mahasiswa, variabel atau atribut yang akan digunakan sebagai input adalah NIM, nama, jumlah semester, total SKS, nilai IPS dari semester 1 hingga semester 7, dan yang terakhir adalah nilai IPK.

Kriteria yang digunakan dalam pelabelan ini adalah sebagai berikut: PREDIKSI LULUS TEPAT WAKTU; jika mahasiswa menyelesaikan studinya dalam 8 semester dengan memperoleh total nilai SKS 150 atau sesuai dengan ketentuan yang berlaku di universitas tersebut, serta memenuhi semua persyaratan akademik. PREDIKSI TIDAK LULUS TEPAT WAKTU; jika mahasiswa tidak menyelesaikan studinya dalam jangka waktu yang telah ditentukan dan tidak memenuhi persyaratan akademik.

Berikut adalah gambaran data mahasiswa yang telah dilabeli. Pada ujung tabel, terdapat kolom label untuk mahasiswa yang prediksinya tidak lulus tepat waktu karena nilai IPK yang diperoleh tidak memenuhi standar persyaratan di kampus tersebut.

Tabel 8. Dataset

No	Nim	Nama	jumlah _semes ter	IPS 1	SK S 1	...	IPS 8	SK S 8	total_ SKS	total _IPK	label
0	1058111 00117	NOER MUHA MMAD INDRA MOESL IM RAHM AN	6	2.32	18	...	0.0 0	0	46	2.54	TID AK LUL US TEP AT WA KTU

1	1058111 00217	SULIMI N	7	0.59	9	...	0.0 0	0	23	1.96	TID AK LUL US TEP AT WA KTU
2	1058111 00317	UMMU KALSU M	9	3.82	22	...	1.8 3	2	156	3.61	LUL US TEP AT WA KTU
3	1058111 00417	FIRMA N	13	2.68	18	...	2.3 6	20	143	3.15	TID AK LUL US TEP AT WA KTU
4	1058111 00517	MUH. IRWAN SYAH	13	3.32	20	...	3.0 8	24	153	3.48	TID AK LUL US TEP AT WA KTU
....
10 77	1058111 10022	Muh. Zulfadli Amrulla h	2.0	1.43	12. 0	...	0.0 0	0.0	14.0	0.87	PRE DIKS I TID AK LUL US TEP AT WA KTU
10 78	1058111 10122	Galih Reyhan Ramadaf i	3.0	0.16	2.0	...	0.0 0	0.0	9.0	0.37	PRE DIKS I TID AK LUL US TEP AT WA KTU
10 79	1058111 10222	Zul fadli	3.0	3.29	22. 0	...	0.0 0	0.0	62.0	3.13	PRE DIKS I LUL US TEP

											AT WA KTU
10 80	1058111 10322	MUH. WAHID IN RUSLA N	4.0	1.87	12. 0	...	0.0 0	0.0	17.0	1.03	PRE DIKS I TID AK LUL US TEP AT WA KTU
10 81	1058111 10422	ABDUL HADI ARIF	4.0	1.95	18. 0	...	0.0 0	0.0	35.0	1.46	PRE DIKS I TID AK LUL US TEP AT WA KTU

D. Penerapan Naïve Bayes

```
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* digunakan untuk manipulasi 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, di mana *matplotlib.pyplot* membuat grafik dan plot, sementara *seaborn* membuat visualisasi data yang lebih menarik dan informatif, dibangun di atas *matplotlib*. Pustaka *warnings* digunakan untuk mengontrol peringatan yang muncul selama eksekusi kode *Python*, 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("DataNEW.xlsx", sheet_name = 'Sheet1')
df.describe()
```

1. Mengimpor dataset dari file Excel:

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

2. Menampilkan ringkasan statistik:

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

3. Menampilkan DataFrame:

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]

y
x
```

Kode ini digunakan untuk memilih subset dari kolom dalam DataFrame *df* dan membagi data menjadi fitur (*x*) dan target (*y*). Berikut adalah penjelasan rinci dari setiap

baris kode:

1. Menentukan indeks kolom awal dan akhir:

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

2. Memilih subset 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).
- b. `y` adalah Series yang berisi nilai-nilai dari kolom target.

4. Menampilkan target (y):

Menampilkan `y`, yang berisi nilai-nilai dari kolom target. Jika dijalankan di lingkungan interaktif seperti Jupyter Notebook, ini akan menampilkan nilai-nilai tersebut.

5. Menampilkan fitur (x):

Menampilkan `x`, yang berisi subset kolom yang dipilih sebagai fitur. Jika dijalankan di lingkungan interaktif seperti Jupyter Notebook, 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=0.2)
```

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

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

`train_test_split` adalah fungsi dari pustaka `scikit-learn` yang digunakan untuk membagi dataset menjadi subset 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 subset:
 - 1) `x_train`: fitur untuk set pelatihan.
 - 2) `x_test`: fitur untuk set pengujian.
 - 3) `y_train`: 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 seed 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 adalah penjelasan rinci dari setiap bagian kode:

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 nilai 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 variabel baru:
 - 1) `x_resampled`: Fitur yang telah diresampling.
 - 2) `y_resampled`: Target yang telah diresampling.

```

from sklearn.naive_bayes import GaussianNB
from sklearn.impute import SimpleImputer

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

# Membuat model Naive Bayes
model = GaussianNB()

# 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 Naive Bayes menggunakan data yang telah diimputasi dan diresampling. Berikut adalah penjelasan rinci dari setiap bagian kode:

1. Mengimpor Gaussian Naive Bayes dari scikit-learn:

`GaussianNB` adalah implementasi dari algoritma Naive Bayes yang

mengasumsikan bahwa fitur mengikuti distribusi Gaussian (normal). Algoritma ini sering digunakan untuk klasifikasi.

2. Mengimpor SimpleImputer dari scikit-learn:

SimpleImputer adalah kelas yang digunakan untuk menangani nilai yang hilang dalam dataset dengan menggantinya 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'. Ini berarti bahwa nilai yang hilang akan diganti dengan rata-rata dari kolom tersebut.

4. Membuat model Naive Bayes:

model adalah objek GaussianNB yang merupakan model klasifikasi Naive Bayes dengan asumsi distribusi Gaussian untuk fitur-fitur.

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

a. `imputer.fit_transform(x_resampled)`:

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

b. Hasilnya adalah `x_train`, yaitu `x_resampled` yang telah diisi dengan nilai rata-rata untuk setiap nilai yang hilang.

6. Melatih model Naive Bayes dengan data yang telah diimputasi dan diresampling:

a. `model.fit(x_train, y_resampled)`:

- 1) fit melatih model Naive Bayes menggunakan fitur `x_train` dan target `y_resampled`.
- 2) Model akan mempelajari hubungan antara fitur dan target berdasarkan data yang disediakan.

```
# Mengimputasi nilai yang hilang pada data pengujian
x_test_imputed = imputer.transform(x_test)
```

```
# Melakukan prediksi dengan data pengujian yang telah diimputasi
y_predict = model.predict(x_test_imputed)
```

Kode ini bertujuan untuk menggunakan model yang telah dilatih untuk membuat prediksi pada data uji dan kemudian menghitung akurasi model tersebut.

Berikut adalah penjelasan rinci dari setiap bagian kode :

1. Membuat prediksi pada data uji:
 - a. `model.predict(x_test)` menggunakan model Naive Bayes 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 aktual (`y_test`).
 - b. `accuracy_score` adalah fungsi dari `sklearn.metrics` yang mengembalikan proporsi prediksi yang benar (benar dibagi dengan total jumlah prediksi).

Langkah-langkah rinci dari fungsi ini:

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

```
# Menghitung akurasi
akurasi = sklearn.metrics.accuracy_score(y_test, y_predict)

# Menampilkan hasil akurasi
print(f"Akurasi: {akurasi}")
```

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

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
- c. Dengan menampilkan akurasi, kita dapat melihat seberapa baik model melakukan klasifikasi pada data uji.

```
# Pastikan bahwa x_test adalah numpy array sebelum mengakses
kolomnya
if not isinstance(x_test, np.ndarray):
    x_test = np.array(x_test)

# Pastikan bahwa y_test adalah numpy array sebelum membuat
DataFrame
if not isinstance(y_test, np.ndarray):
    y_test = np.array(y_test)

# Buat DataFrame dengan hasil prediksi
results = pd.DataFrame({
    'Feature 1': x_test[:, 0],
    'Feature 2': x_test[:, 1],
    'Predicted': y_predict,
    'Actual': y_test
})

# Tampilkan DataFrame
print(results)

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

Kode ini mengambil prediksi model dan nilai aktual dari data uji, kemudian membuat DataFrame dari hasil tersebut dan menyimpannya ke dalam file Excel. Berikut adalah penjelasan langkah demi langkah dari kode tersebut:

1. Memastikan `x_test` adalah numpy array:
 - a. Kode ini memeriksa apakah `x_test` sudah dalam format numpy array. Jika belum, maka diubah menjadi numpy array menggunakan `np.array(x_test)`.
 - b. Ini diperlukan karena beberapa operasi di bawah ini (seperti mengakses kolom menggunakan slicing) memerlukan `x_test` dalam format numpy array.
2. Memastikan `y_test` adalah numpy array:
 - a. Kode ini memeriksa apakah `y_test` sudah dalam format numpy array. Jika belum, maka diubah menjadi numpy array menggunakan `np.array(y_test)`.
 - b. Ini diperlukan karena kita akan membuat DataFrame yang membutuhkan `y_test` dalam format numpy array.

3. 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 dari `x_test`. Di sini diasumsikan bahwa `x_test` memiliki minimal dua fitur, sehingga kita bisa mengakses kolom pertama dan kedua menggunakan `x_test[:, 0]` dan `x_test[:, 1]`.
 - 2) 'Predicted': Prediksi yang dihasilkan oleh model (`y_predict`).
 - 3) 'Actual': Nilai aktual dari `y_test`.

4. Menampilkan DataFrame results:

Kode ini mencetak DataFrame results ke layar. Jika dijalankan dalam lingkungan seperti Jupyter Notebook, hasilnya akan ditampilkan dalam bentuk tabel.

5. 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.

E. Hasil Pengujian Data Tanpa Menggunakan Smote

Pengujian data tanpa menggunakan SMOTE dilakukan dengan teknik undersampling dan oversampling secara manual, tanpa menggunakan library. Pada teknik undersampling, data dikurangi, sementara pada teknik oversampling, data ditambahkan. Ukuran data yang digunakan untuk undersampling adalah 400 data, dengan masing-masing 200 data untuk label prediksi lulus tepat waktu dan prediksi tidak lulus tepat waktu. Untuk oversampling, digunakan 600 data, dengan masing-masing 300 data untuk label prediksi lulus tepat waktu dan prediksi tidak lulus tepat waktu. Data dibagi menjadi data latih dan data uji dengan perbandingan 90:10, 80:20, dan 70:30.

Data latih digunakan untuk melatih model, sedangkan data uji digunakan untuk menguji kinerja model yang telah dilatih.

1. Pengujian Data Dengan Teknik Undersampling

1) Data 200

Tabel 9. Undersampling Data 200

Pembagian Data	Hasil Akurasi
90 : 10	90%
80 : 20	92%
70 : 30	90%

Pada tabel di atas, dapat dilihat bahwa dengan menggunakan data sebanyak 200 untuk teknik undersampling dengan pembagian data terdiri dari 90 : 10, 80 : 20 dan 70 : 30, menghasilkan akurasi dengan nilai 90%, 92% dan 90%. Dari ketiga pembagian data tersebut, dengan akurasi yang tertinggi diperoleh dari pembagian data 80 : 20 sebesar 92%.

2) Data 300

Tabel 10. Undersampling Data 300

Pembagian Data	Hasil Akurasi
90 : 10	96,6%
80 : 20	93,3%
70 : 30	93,3%

Tabel tersebut menjelaskan bahwa dengan menggunakan data sebanyak 300 dengan pembagian data terdiri dari 90 : 10, 80 : 20 dan 70 : 30, menghasilkan akurasi tertinggi dengan nilai akurasi sebesar 96,6% pada pembagian data 90 : 10.

3) Data 400

Tabel 11. Undersampling Data 400

Pembagian Data	Hasil Akurasi
90 : 10	82,5%
80 : 20	86,2%
70 : 30	82,5%

Pada tabel di atas, dapat dilihat bahwa dengan menggunakan data sebanyak 400 dengan pembagian data terdiri dari 90 : 10, 80 : 20 dan 70 : 30, menghasilkan akurasi dengan nilai 82,5%, 86,2% dan 82,5%. Dari ketiga pembagian data tersebut, dengan akurasi yang tertinggi diperoleh dari pembagian data 80 : 20 sebesar 86,2%.

Secara keseluruhan, hasil pengujian menunjukkan bahwa pembagian data yang berbeda dapat menghasilkan tingkat akurasi yang bervariasi. Untuk data sebanyak 200, pembagian 80:20 menghasilkan akurasi tertinggi. Untuk data sebanyak 300, pembagian 90:10 menghasilkan akurasi tertinggi. Untuk data sebanyak 400, pembagian 80:20 menghasilkan akurasi tertinggi. Dengan demikian, pemilihan pembagian data yang optimal sangat tergantung pada jumlah data yang digunakan.

2. Pengujian Data Dengan Teknik Oversampling

1) Data 500

Tabel 12. Oversampling Data 500

Pembagian Data	Hasil Akurasi
90 : 10	92%
80 : 20	86%
70 : 30	84,6%

Pada tabel di atas, dapat dilihat bahwa dengan menggunakan data sebanyak 500 untuk teknik oversampling dengan pembagian data terdiri dari 90 : 10, 80 : 20 dan 70 : 30, menghasilkan akurasi dengan nilai 92%, 86% dan 84,6%. Dari ketiga pembagian data tersebut, dengan akurasi yang tertinggi diperoleh dari pembagian data 90 : 10 sebesar 92%.

2) Data 600

Tabel 13. Oversampling Data 600

Pembagian Data	Hasil Akurasi
90 : 10	91,6%
80 : 20	88,3%
70 : 30	85%

Pada tabel di atas, dapat dilihat bahwa dengan menggunakan data sebanyak 600 dengan pembagian data terdiri dari 90 : 10, 80 : 20 dan 70 :30, menghasilkan akurasi dengan nilai 91,6%, 88,3% dan 85%. Dari ketiga pembagian data tersebut, dengan akurasi yang tertinggi diperoleh dari pembagian data 90 : 10 sebesar 91,6%.

3) Data 700

Tabel 14. Oversampling Data 700

Pembagian Data	Hasil Akurasi
90 : 10	91,4%
80 : 20	91,4%
70 : 30	89,5%

Pada tabel di atas, dapat dilihat bahwa dengan menggunakan data sebanyak 700 dengan pembagian data terdiri dari 90 : 10, 80 : 20 dan 70 :30, menghasilkan akurasi dengan nilai 91,4%, 91,4% dan 89,5%. Dari ketiga pembagian data tersebut, dengan akurasi yang tertinggi diperoleh dari pembagian data 90 : 10 dan 80 : 20 dengan nilai sebesar 91,4%.

Secara umum, hasil pengujian menunjukkan bahwa teknik oversampling dengan pembagian data 90:10 cenderung menghasilkan akurasi tertinggi pada berbagai ukuran data yang diuji. Pembagian 80:20 juga memberikan hasil yang baik, terutama pada data sebanyak 700, di mana akurasinya setara dengan pembagian 90:10. Ini mengindikasikan bahwa dalam teknik oversampling, pembagian data yang lebih mendekati 90:10 umumnya memberikan hasil akurasi yang lebih optimal.

F. Hasil Pengujian Data Dengan Menggunakan Smote

Pada pengujian data menggunakan SMOTE berbeda dengan pengujian tanpa SMOTE. Pengujian dengan SMOTE tidak melibatkan teknik undersampling dan oversampling. Data yang digunakan untuk pengujian ini berjumlah 1.155, dengan 778 data untuk label Prediksi Lulus Tepat Waktu dan 377 data untuk label Prediksi Tidak Lulus Tepat Waktu, sehingga data ini tidak seimbang. Data dibagi menjadi data latih dan data uji dengan perbandingan 90:10, 80:20, dan 70:30. Data latih digunakan untuk melatih model, sedangkan data uji digunakan untuk menguji kinerja model yang telah dilatih.

Tabel 15. Hasil Pengujian Data Dengan Menggunakan Smote

Pembagian Data	Hasil Akurasi
90 : 10	89,1%
80 : 20	91,8%
70 : 30	91,3%

Pada tabel di atas, dapat dilihat bahwa dengan menggunakan data sebanyak 1.155 dengan 778 data untuk label prediksi lulus tepat waktu dan 377 data untuk label prediksi tidak lulus tepat waktu untuk teknik oversampling.

Dimana, dilakukan pembagian data terdiri dari 90 : 10, 80 : 20 dan 70 : 30 yang menghasilkan akurasi dengan nilai 89,1%, 91,8% dan 91,3%. Sehingga, menghasilkan nilai akurasi yang paling tinggi yaitu pada pembagian data 80 : 20 sebesar 91,8%.

G. Perhitungan Manual

Pada pengujian ini, perhitungan manual dilakukan untuk mencari nilai akurasi dengan cara menghitung jumlah prediksi yang benar, kemudian dibagi dengan total data uji dan dikalikan dengan 100%. Untuk mendapatkan jumlah prediksi yang benar dan total data uji, data diambil dari hasil prediksi mesin, dan kemudian diproses di Exel. Berikut hasil perhitungan manual.

1. Pengujian Manual Tanpa Menggunakan SMOTE

a. Undersampling Data 200

Tabel 16. Perhitungan Manual Undersampling 200

Data	Akurasi
90 : 10	$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Prediksi yang benar}}{\text{Total Data Uji}} \times 100\%$ $= \frac{18}{21} \times 100\% = 90\%$
80 : 20	$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Prediksi yang benar}}{\text{Total Data Uji}} \times 100\%$ $= \frac{37}{40} \times 100\% = 92,5\%$
70 : 30	$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Prediksi yang benar}}{\text{Total Data Uji}} \times 100\%$ $= \frac{54}{64} \times 100\% = 90\%$

b. Undersampling Data 300

Tabel 17. Perhitungan Manual Undersampling 300

Data	Akurasi
90 : 10	$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Prediksi yang benar}}{\text{Total Data Uji}} \times 100\%$ $= \frac{29}{30} \times 100\% = 96,6 \%$
80 : 20	$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Prediksi yang benar}}{\text{Total Data Uji}} \times 100\%$ $= \frac{56}{60} \times 100\% = 93,3\%$
70 : 30	$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Prediksi yang benar}}{\text{Total Data Uji}} \times 100\%$ $= \frac{84}{90} \times 100\% = 93,3\%$

c. Undersampling Data 400

Tabel 18. Perhitungan Manual Undersampling 400

Data	Akurasi
90 : 10	$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Prediksi yang benar}}{\text{Total Data Uji}} \times 100\%$ $= \frac{33}{40} \times 100\% = 82,5 \%$
80 : 20	$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Prediksi yang benar}}{\text{Total Data Uji}} \times 100\%$ $= \frac{69}{80} \times 100\% = 86,2\%$
70 : 30	$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Prediksi yang benar}}{\text{Total Data Uji}} \times 100\%$ $= \frac{33}{40} \times 100\% = 82,5\%$

Setelah melakukan pengujian, diperoleh hasil akurasi dari metode Naïve Bayes dengan menggunakan ukuran data sebanyak 200, 300 dan 400, dengan masing – masing pembagian data latih dan data uji sebesar 90:10, 80:20, dan 70:30. Diantara ukuran data yang digunakan diperoleh hasil akurasi yang tinggi sebesar 96,6 %, Dimana hasil ini menggunakan data sebanyak 300 dengan pembagian data 90 : 10.

2. Pengujian Manual Tanpa Menggunakan SMOTE

a. Oversampling Data 500

Tabel 19. Perhitungan Manual Oversampling 500

Data	Akurasi
90 : 10	$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Prediksi yang benar}}{\text{Total Data Uji}} \times 100\%$ $= \frac{46}{50} \times 100\% = 92\%$
80 : 20	$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Prediksi yang benar}}{\text{Total Data Uji}} \times 100\%$ $= \frac{86}{100} \times 100\% = 86\%$
70 : 30	$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Prediksi yang benar}}{\text{Total Data Uji}} \times 100\%$ $= \frac{127}{150} \times 100\% = 84,6\%$

b. Oversampling Data 600

Tabel 20. Perhitungan Manual Oversampling 600

Data	Akurasi
90 : 10	$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Prediksi yang benar}}{\text{Total Data Uji}} \times 100\%$ $= \frac{55}{61} \times 100\% = 91,6\%$
80 : 20	$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Prediksi yang benar}}{\text{Total Data Uji}} \times 100\%$ $= \frac{106}{120} \times 100\% = 88,3\%$
70 : 30	$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Prediksi yang benar}}{\text{Total Data Uji}} \times 100\%$ $= \frac{153}{180} \times 100\% = 85\%$

c. Oversampling Data 700

Tabel 21. Perhitungan Manual Oversampling 700

Data	Akurasi
90 : 10	$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Prediksi yang benar}}{\text{Total Data Uji}} \times 100\%$ $= \frac{64}{70} \times 100\% = 91,4\%$

80 : 20	$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Prediksi yang benar}}{\text{Total Data Uji}} \times 100\%$ $= \frac{128}{140} \times 100\% = 91,4\%$
70 : 30	$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Prediksi yang benar}}{\text{Total Data Uji}} \times 100\%$ $= \frac{188}{210} \times 100\% = 89,5\%$

Setelah melakukan pengujian, diperoleh hasil akurasi dari metode Naïve Bayes dengan menggunakan ukuran data sebanyak 500, 600 dan 700, dengan masing – masing pembagian data latih dan data uji sebesar 90:10, 80:20, dan 70:30. Diantara ukuran data yang digunakan diperoleh hasil akurasi yang tinggi sebesar 92%, Dimana hasil ini menggunakan data sebanyak 500 dengan pembagian data 90 : 10.

3. Pengujian Manual Menggunakan SMOTE

Tabel 22. Perhitungan Manual Menggunakan SMOTE

Data	Akurasi
90 : 10	$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Prediksi yang benar}}{\text{Total Data Uji}} \times 100\%$ $= \frac{66}{74} \times 100\% = 89,1 \%$
80 : 20	$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Prediksi yang benar}}{\text{Total Data Uji}} \times 100\%$ $= \frac{135}{147} \times 100\% = 91,8\%$
70 : 30	$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Prediksi yang benar}}{\text{Total Data Uji}} \times 100\%$ $= \frac{201}{220} \times 100\% = 91,3\%$

Setelah melakukan pengujian, dapat dilihat pada tabel di atas. Tabel tersebut menunjukkan bahwa perhitungan manual menggunakan SMOTE menghasilkan nilai akurasi sebesar 91,8% dengan pembagian data 80 : 20.

H. Perbandingan Pengujian Menggunakan SMOTE dan Tanpa Menggunakan SMOTE

Dari hasil pengujian kita dapat mengetahui perbandingan pengujian data menggunakan SMOTE dan Tanpa Menggunakan SMOTE. Hasil perbandingan dapat dilihat pada table berikut :

Tabel 23. Hasil Perbandingan

Hasil Pengujian		Data Latih dan Uji	Akurasi	Pembagian Data
Tanpa Menggunakan SMOTE	Teknik Undersampling	90 : 10	90 %	200
		80 : 20	92 %	
		70 : 30	90 %	
	Teknik Oversampling	90 : 10	96,6 %	300
		80 : 20	93,3%	
		70 : 30	93,3%	
Menggunakan SMOTE	Teknik Undersampling	90 : 10	82,5 %	400
		80 : 20	86,2%	
		70 : 30	82,5 %	
	Teknik Oversampling	90 : 10	92 %	500
		80 : 20	86%	
		70 : 30	84,6 %	
Menggunakan SMOTE	Teknik Undersampling	90 : 10	91,6 %	600
		80 : 20	88,3%	
		70 : 30	85 %	
	Teknik Oversampling	90 : 10	91,4 %	700
		80 : 20	91,4%	
		70 : 30	89,5 %	
Menggunakan SMOTE	Teknik Undersampling	90 : 10	89,1 %	732
		80 : 20	91,8 %	
		70 : 30	91,3%	

Gambar 4. Grafik Hasil Perbandingan

Teknik undersampling pada data tanpa SMOTE umumnya memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan teknik oversampling. Ini terlihat dari akurasi tertinggi yang dicapai oleh teknik undersampling pada data sebanyak 300 dengan pembagian 90:10, yaitu 96,6%. Sebaliknya, teknik oversampling pada data yang sama dengan pembagian data yang berbeda tidak mencapai akurasi setinggi itu. Penggunaan SMOTE menghasilkan akurasi yang baik, khususnya dengan pembagian data 80:20, yang memberikan akurasi 91,8% pada data sebanyak 732. Namun, hasil ini masih lebih rendah dibandingkan akurasi tertinggi yang dicapai tanpa SMOTE dengan teknik undersampling.

Selain itu, pembagian data 90:10 seringkali menghasilkan akurasi tertinggi dalam pengujian tanpa SMOTE, baik pada teknik undersampling maupun oversampling. Misalnya, teknik undersampling pada data sebanyak 300 dan 400 dengan pembagian 90:10 masing-masing menghasilkan akurasi 96,6% dan 82,5%. Di sisi lain, teknik oversampling pada data sebanyak 500, 600, dan 700 dengan pembagian 90:10 juga menghasilkan akurasi tinggi, yaitu 92%, 91,6%, dan 91,4%. Namun, ketika menggunakan SMOTE, pembagian data 80:20 lebih sering memberikan hasil terbaik, seperti terlihat pada akurasi 91,8% yang dicapai pada data sebanyak 732.

Oleh karena itu, pemilihan teknik dan pembagian data yang optimal sangat bergantung pada metode yang digunakan dan ukuran data yang tersedia. Teknik undersampling tanpa SMOTE cenderung lebih efektif untuk mencapai akurasi

tertinggi, terutama dengan pembagian data 90:10. Namun, saat menggunakan SMOTE, pembagian data 80:20 lebih sering memberikan hasil yang lebih baik. Ini menunjukkan bahwa tidak ada pendekatan tunggal yang paling efektif untuk semua situasi, dan evaluasi yang cermat terhadap data dan metode yang digunakan sangat penting untuk mencapai hasil terbaik dalam pengujian model.



BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

A. Kesimpulan

Ketidakseimbangan (unbalance) pada dataset sangat mempengaruhi akurasi model Naïve Bayes. Dengan pengujian dataset sebanyak 1.155 data menunjukkan bahwa teknik undersampling menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 96,6%, sementara teknik oversampling mencapai akurasi maksimal 92%. Penggunaan SMOTE memberikan hasil yang baik dengan akurasi tertinggi 91,8%. Teknik undersampling cenderung mengurangi akurasi dengan menghilangkan informasi penting dari kelas mayoritas, sedangkan oversampling berisiko overfitting. Oleh karena itu, pemilihan metode penyeimbangan harus dilakukan dengan hati-hati, menyesuaikan sifat data dan tujuan analisis, serta dievaluasi dengan cermat untuk mencapai performa model yang optimal.

B. Saran

Dari hasil penelitian yang dilakukan dapat diperoleh saran yaitu, Untuk melakukan evaluasi berkala terhadap performa model setelah penerapan teknik penyeimbangan dan prapemrosesan agar model tetap konsisten dan relevan dengan perubahan data dan dinamika bisnis. Hal ini diharapkan dapat memberikan kontribusi lebih dalam mengatasi ketidakseimbangan data pada model klasifikasi Naïve Bayes.

DAFTAR PUSTAKA

- Choirunnisa, S. (2019). *Metode Hibrida Oversampling dan Undersampling Untuk Menangani Ketidakseimbangan Data Kegagalan Akademik Universitas XYZ*.
- Ericha Apriliyani, & Salim, Y. (2022). Analisis performa metode klasifikasi Naïve Bayes Classifier pada Unbalanced Dataset. *Indonesian Journal of Data and Science*, 3(2), 47–54. <https://doi.org/10.56705/ijodas.v3i2.45>
- Hari, E., Prastyo, A., Studi, P., & Wiratsongko, R. (2020). *Implementasi Teknik Web Scraping Pada Situs Berita Menggunakan Metode Supervised learning* Implementasi Web Scraping Pada Situs Berita Menggunakan Metode Supervised learning IGL Putra Eka Prisma. <https://republika.co.id>
- Hendrawan, I. N. R., Arya, I. M., Saputra, B., Ayu, G., Cahya, P., & Gede, I. (2021). *Klasifikasi Lama Studi dan Predikat Kelulusan Mahasiswa menggunakan Metode Naïve Bayes*. 50–56. <https://doi.org/10.30864/eksplora.v1i1.606>
- Heranova, O. (2019). Synthetic Minority Oversampling Technique pada Averaged One Dependence Estimators untuk Klasifikasi Credit Scoring. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 3(3), 443–450. <https://doi.org/10.29207/resti.v3i3.1275>
- Kawani, G. P. (2019). Implementasi Naive Bayes. *Journal of Informatics, Information System, Software Engineering and Applications (INISTA)*, 1(2), 73–81. <https://doi.org/10.20895/inista.v1i2.73>
- Keputusan Dirjen Penguatan Riset dan Pengembangan Ristek Dikti, S., Chamidah, N., Mega Santoni, M., Matondang, N., Ilmu Komputer, F., & Pembangunan Nasional Veteran Jakarta, U. (2017). Terakreditasi SINTA Peringkat 2 Pengaruh Oversampling pada Klasifikasi Hipertensi dengan Algoritma Naïve Bayes, Decision Tree, dan Artificial Neural Network (ANN). *Masa Berlaku Mulai*, 1(3), 635–641.
- Mutmainah, S. (2021). Penanganan Imbalance Data Pada Klasifikasi Kemungkinan Penyakit Stroke. *SNATi*, 1(1), 10–16. <https://doi.org/10.20885/snati.v1i1.2>

Ningsi, B. A., & Arofah, I. (2021).

.....
.....
<http://ejurnal.binawakya.or.id/index.php/MBI> Vol.15 No.10 Mei 2021 *Open Journal Systems*. 15(10), 5097–5104.

Prihandari, R. C. (2022). *Data Mining: Konsep Dan Aplikasi Menggunakan Rapidminer (Series: Supervised Learning Dan Unsupervised Learning)*. 8.
<http://repository.uin-suska.ac.id/63073/1/REGITAHYANIPRIHANDARI.pdf>

CA

Rahmatullah, S., Utami, E., Informatika, T., Teknik, M., Dian, S., Cendikia, C., Yogyakarta, U. A., Negara, J., Candimas, N., & Lampung, K. (2019). *Jurnal Informasi Dan Komputer Vol: 7 No: 1 2019 PREDIKSI TINGKAT KELULUSAN TEPAT WAKTU DENGAN METODE NAÏVE BAYES DAN K-NEAREST NEIGHBOR* *Jurnal Informasi Dan Komputer Vol: 7 No: 1 2019*. 7–16.

Septiani, Y., Aribbe, E., & Diansyah, R. (2020). ANALISIS KUALITAS LAYANAN SISTEM INFORMASI AKADEMIK UNIVERSITAS ABDURRAB TERHADAP KEPUASAN PENGGUNA MENGGUNAKAN METODE SEVQUAL (Studi Kasus : Mahasiswa Universitas Abdurrab Pekanbaru). *Jurnal Teknologi Dan Open Source*, 3(1), 131–143.
<https://doi.org/10.36378/jtos.v3i1.560>

Sulistiyono, M., Pristyanto, Y., Adi, S., & Gumelar, G. (2021). Implementasi Algoritma Synthetic Minority Over-Sampling Technique untuk Menangani Ketidakseimbangan Kelas pada Dataset Klasifikasi. *Sistemasi*, 10(2), 445.
<https://doi.org/10.32520/stmsi.v10i2.1303>

Sutriani, E., & Octaviani, R. (2019). Keabsahan data. *INA-Rxiv*, 1–22.

Technology, I. (2023). *Media 2023 ANALISIS KETIDAKSEIMBANGAN KELAS DALAM PENGEMBANGAN MODEL KLASIFIKASI*. 602–610.

Wicaksana, A., & Rachman, T. (2018). Implementasi Metode Pembelajaran Reading Aloud dalam Meningkatkan Keaktifan Siswa pada Mata Pelajaran Qur'an Hadist. *Angewandte Chemie International Edition*, 6(11), 951–952., 3(1), 10–27. <https://medium.com/@arifwicaksanaa/pengertian-use-case-a7e576e1b6bf>

Yustira, N., Witarsyah, D., & ... (2021). Implementasi Algoritma Naïve Bayes Classification Untuk Klasifikasi Kelulusan Mahasiswa Tepat Waktu. *EProceedings*

....

<https://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/view/16721%0Ahttps://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/view/16721/16429>



LAMPIRAN

Lampiran 1. Data Mentah Mahasiswa Pengairan Angkatan 2018

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
1	krs_id	nim	nama	angkatan	periode_krs	kode_matakuliah	nama_matakuliah	sks	kredit	nilai	bobot	status_nilai
2	8902081	105811003118	ISHWANDI	2018	20181	AWG222012101	PENDIDIKAN AGAMA ISLA	2 A	4.00	8.00	8.00	Y
3	8902083	105811003118	ISHWANDI	2018	20181	AWG222012102	BAHASA INDONESIA	2 A	4.00	8.00	8.00	Y
4	8902084	105811003118	ISHWANDI	2018	20181	AWG222012103	BAHASA INGGRIS TEKNIK	2 A	4.00	8.00	8.00	Y
5	8902085	105811003118	ISHWANDI	2018	20181	AWG222012104	ILMU SOSIAL BUDAYA DA	2 B	3.00	6.00	6.00	Y
6	8902086	105811003118	ISHWANDI	2018	20181	AWG222012105	PENDIDIKAN Pancasila	2 A	4.00	8.00	8.00	Y
7	8902087	105811003118	ISHWANDI	2018	20181	BWG222013108	MATEMATIKA DASAR	3 C	2.00	6.00	6.00	Y
8	8902088	105811003118	ISHWANDI	2018	20181	CWG222012107	FISIKA TEKNIK	2 B	3.00	6.00	6.00	Y
9	8902088	105811003118	ISHWANDI	2018	20181	CWG222012108	STATISTIK DAN DASAR Qi	2 B	3.00	6.00	6.00	Y
10	8902090	105811003118	ISHWANDI	2018	20181	CWG222012109	PEMROGRAMAN DASAR KC	2 B	3.00	6.00	6.00	Y
11	8902082	105811003118	ISHWANDI	2018	20181	CWG222012110	MENGGAMBAR KONSTRU	2 B	3.00	6.00	6.00	Y
12	8902091	105811003118	ISHWANDI	2018	20181	CWG222012111	MEKANIKA FLUIDA DAN S	2 A	4.00	8.00	8.00	Y
13	9066318	105811003118	ISHWANDI	2018	20182	AWG222012201	AK II (PENG STUDI ISLA	2 B	3.00	6.00	6.00	Y
14	9066319	105811003118	ISHWANDI	2018	20182	AWG222012202	PENDIDIKAN KEWARGANI	2 B	3.00	6.00	6.00	Y
15	9066320	105811003118	ISHWANDI	2018	20182	BWG222012203	BAHASA INGGRIS TEKNIK	2 B	3.00	6.00	6.00	Y
16	9066321	105811003118	ISHWANDI	2018	20182	CWG222012204	MATEMATIKA TEKNIK 1	2 C	2.00	4.00	4.00	Y
17	9066322	105811003118	ISHWANDI	2018	20182	CWG222012205	HIKROLOGI SALURAN TER	2 A	4.00	8.00	8.00	Y
18	9066323	105811003118	ISHWANDI	2018	20182	CWG222012206	KIMIA BAHAN BANGUNAN	2 B	3.00	6.00	6.00	Y
19	9066324	105811003118	ISHWANDI	2018	20182	CWG222012207	PROBABILITAS LANJUT	2 B	3.00	6.00	6.00	Y
20	9066325	105811003118	ISHWANDI	2018	20182	CWG222012208	ILMU UKUR TANAH DAN P	2 C	2.00	4.00	4.00	Y
21	9066326	105811003118	ISHWANDI	2018	20182	CWG222012210	STRUKTUR STATIS TERTE	2 C	2.00	4.00	4.00	Y

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
244	9065876	105811000018	MINING ANGRA	2018	20182	CWG222012209	STRUKTUR STATIS TERTE	2 E	8.00	8.00	8.00	N
247	9065877	105811000018	MINING ANGRA	2018	20182	CWG222012210	MEKANIKA TANAH DASAR	2 B	3.00	6.00	6.00	Y
248	9065878	105811000018	MINING ANGRA	2018	20182	CWG222012211	HIKROLOGI TEKNIK DASA	2 B	3.00	6.00	6.00	Y
249	9248214	105811000018	MINING ANGRA	2018	20191	AWG222012301	AK II JABDAH ISLAM DA	2 A	4.00	8.00	8.00	Y
250	9248215	105811000018	MINING ANGRA	2018	20191	BWG222012302	MATEMATIKA TEKNIK 2	2 A	4.00	8.00	8.00	Y
251	9248216	105811000018	MINING ANGRA	2018	20191	CWG222012303	SISTEM INFORMASI GEOI	2 A	4.00	8.00	8.00	Y
252	9248216	105811000018	MINING ANGRA	2018	20191	CWG222012303	SISTEM INFORMASI GEOI	2 A	4.00	8.00	8.00	Y
253	9251323	105811000018	MINING ANGRA	2018	20191	CWG222012304	PERENCANAAN JARINGAN	2 B	3.00	6.00	6.00	Y
254	9251323	105811000018	MINING ANGRA	2018	20191	CWG222012304	PERENCANAAN JARINGAN	2 B	3.00	6.00	6.00	Y
255	9248217	105811000018	MINING ANGRA	2018	20191	CWG222012305	HIKROLOGI TEKNIK TER	2 A	4.00	8.00	8.00	Y
256	9248218	105811000018	MINING ANGRA	2018	20191	CWG222012306	RANGKA BATANG	2 A	4.00	8.00	8.00	Y
257	9248219	105811000018	MINING ANGRA	2018	20191	CWG222012307	MEKANIKA TANAH LANJUT	2 B	3.00	6.00	6.00	Y
258	9248220	105811000018	MINING ANGRA	2018	20191	CWG222012308	PENDOLAHAN KUALITAS	2 A	4.00	8.00	8.00	Y
259	9248221	105811000018	MINING ANGRA	2018	20191	CWG222012309	GEOTEKNIK	2 A	4.00	8.00	8.00	Y
260	9248222	105811000018	MINING ANGRA	2018	20191	CWG222012310	HIKROLOGI TERAPAN	2 A	4.00	8.00	8.00	Y
261	9248223	105811000018	MINING ANGRA	2018	20191	CWG222012311	TEKNIK PONDASI	2 B	3.00	6.00	6.00	Y
262	9248223	105811000018	MINING ANGRA	2018	20191	CWG222012311	TEKNIK PONDASI	2 B	3.00	6.00	6.00	Y
263	9427489	105811000018	MINING ANGRA	2018	20192	AWG222012401	AK II (MIBADAH KHASHASH)	2 A	4.00	8.00	8.00	Y
264	9427490	105811000018	MINING ANGRA	2018	20192	CPG222012402	METODE NUMERIK	2 A	4.00	8.00	8.00	Y
265	9504363	105811000018	MINING ANGRA	2018	20192	CWG222012403	STRUKTUR STATIS TERTE	2 B	3.00	6.00	6.00	Y
266	9427491	105811000018	MINING ANGRA	2018	20192	CWG222012403	MORFOLOGI SUNGAI	2 A	4.00	8.00	8.00	Y

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
267	9427492	105811000018	MINING ANGRA	2018	20192	CWG222012404	KONSTRUKSI BETON 1	2 A	4.00	8.00	8.00	Y
268	9427495	105811000018	MINING ANGRA	2018	20192	CWG222012405	TRANSPOR SEDIMEN	2 B	3.00	6.00	6.00	Y
269	9427496	105811000018	MINING ANGRA	2018	20192	CWG222012406	PERENCANAAN BENDUNG	2 B	3.00	6.00	6.00	Y
270	9427497	105811000018	MINING ANGRA	2018	20192	CWG222012407	STRUKTUR STATIS TAK TI	2 B	3.00	6.00	6.00	Y
271	9427498	105811000018	MINING ANGRA	2018	20192	CWG222012408	APLIKASI KOMPUTER	2 A	4.00	8.00	8.00	Y
272	9427499	105811000018	MINING ANGRA	2018	20192	CWG222012409	TEKNIK PONDASI LANJUT	2 B	3.00	6.00	6.00	Y
273	9427500	105811000018	MINING ANGRA	2018	20192	CWG222012410	PERENCANAAN DAN PEM	2 A	4.00	8.00	8.00	Y
274	9427501	105811000018	MINING ANGRA	2018	20192	CWG222012411	KONSTRUKSI BAJA	2 A	4.00	8.00	8.00	Y
275	9568743	105811000018	MINING ANGRA	2018	20201	AWG222012501	AK II JABDAH AL KARRIER	2 A	4.00	8.00	8.00	Y
276	9568744	105811000018	MINING ANGRA	2018	20201	CPG222012507	MANAJEMEN KONSTRUKSI	2 A	4.00	8.00	8.00	Y
277	9568744	105811000018	MINING ANGRA	2018	20201	CPG222012507	MANAJEMEN KONSTRUKSI	2 A	4.00	8.00	8.00	Y
278	9568745	105811000018	MINING ANGRA	2018	20201	CPG222012511	PEMINDAHAN TANAH MEY	2 A	4.00	8.00	8.00	Y
279	9568746	105811000018	MINING ANGRA	2018	20201	CWG222012502	TEKNIK SUNGAI	2 A	4.00	8.00	8.00	Y
280	9568747	105811000018	MINING ANGRA	2018	20201	CWG222012503	PERENCANAAN DRAINAS	2 A	4.00	8.00	8.00	Y
281	9568747	105811000018	MINING ANGRA	2018	20201	CWG222012503	PERENCANAAN DRAINAS	2 A	4.00	8.00	8.00	Y
282	9568748	105811000018	MINING ANGRA	2018	20201	CWG222012504	KONSTRUKSI BENDUNG	2 A	4.00	8.00	8.00	Y
283	9568749	105811000018	MINING ANGRA	2018	20201	CWG222012505	PENGEMBANGAN SUMBE	2 A	4.00	8.00	8.00	Y
284	9568749	105811000018	MINING ANGRA	2018	20201	CWG222012505	PENGEMBANGAN SUMBE	2 A	4.00	8.00	8.00	Y
285	9568750	105811000018	MINING ANGRA	2018	20201	CWG222012508	TEKNIK PANTAI	2 A	4.00	8.00	8.00	Y
286	9568751	105811000018	MINING ANGRA	2018	20201	CWG222012509	KONSTRUKSI BETON 2	2 B	3.00	6.00	6.00	Y
287	9568751	105811000018	MINING ANGRA	2018	20201	CWG222012509	KONSTRUKSI BETON 2	2 B	3.00	6.00	6.00	Y

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
388	9745642	105811100018	NINING ANGRA	2010	20201	CP6222012509	TEKNIK REKLAMASI	2 B	3.00	6.00	Y	
389	9745643	105811100018	NINING ANGRA	2010	20201	CP6222012510	MANAJEMEN AIR	2 A	4.00	8.00	Y	
390	9745644	105811100018	NINING ANGRA	2010	20202	AW6222012601	AK VI (ILMU FALAQ 1 DAN	2 A	4.00	8.00	Y	
391	9745645	105811100018	NINING ANGRA	2010	20202	CP6222012602	TEKNIK JALAN RAYA	2 A	4.00	8.00	Y	
392	9745646	105811100018	NINING ANGRA	2010	20202	CP6222012604	TEKNIK KONSERVASI WAI	2 A	4.00	8.00	Y	
393	9745646	105811100010	NINING ANGRA	2010	20202	CP6222012605	PERENCANAAN BANGUN	2 A	4.00	8.00	Y	
394	9745647	105811100018	NINING ANGRA	2010	20202	CP6222012606	SISTEM DAN OP JARINGA	2 A	4.00	8.00	Y	
395	9745648	105811100010	NINING ANGRA	2010	20202	CP6222012609	TEKNIK LINGKUNGAN DAI	2 A	4.00	8.00	Y	
396	9745649	105811100018	NINING ANGRA	2010	20202	CP6222012610	ILMU TANAH DAN TANAM	2 B	3.00	6.00	Y	
397	9745650	105811100010	NINING ANGRA	2010	20202	CP6222012603	PERENCANAAN PEMBAN	2 A	4.00	8.00	Y	
398	9745651	105811100010	NINING ANGRA	2010	20202	CP6222012606	KONSTRUKSI BENDUNGA	2 A	4.00	8.00	Y	
399	9745652	105811100010	NINING ANGRA	2010	20202	CP6222012607	PENGELOLAAN AIR TANAH	2 A	4.00	8.00	Y	
400	9745653	105811100018	NINING ANGRA	2010	20202	CP6222012611	EKONOMI TEKNIK	2 B	3.00	6.00	Y	
401	9745654	105811100010	NINING ANGRA	2010	20211	AW6222012701	AK VII (ILMU FALAQ 2 DAN	2 A-	3.75	7.50	Y	
402	9745655	105811100018	NINING ANGRA	2010	20211	BP6222012704	KEPEMIMPINAN DAN KEA	2 A	4.00	8.00	Y	
403	9745656	105811100018	NINING ANGRA	2010	20211	BP6222012705	METODE PENELITIAN	2 A-	3.75	7.50	Y	
404	9745657	105811100018	NINING ANGRA	2010	20211	BP6222012706	KULIAH KERJA PROFESI -	3 A	4.00	12.00	Y	
405	9745658	105811100010	NINING ANGRA	2010	20211	CP6222012702	ETIKA PROFESI	2 A	4.00	8.00	Y	
406	9745659	105811100018	NINING ANGRA	2010	20211	CP6222012703	STANDARISASI KESELAM	2 B	3.00	6.00	Y	
407	10110883	105811100018	NINING ANGRA	2010	20212	AW6222012801	AK VII (KOMPREHENSIF	2 A	4.00	8.00	Y	
408	10110884	105811100018	NINING ANGRA	2010	20212	BP6222012802	SEMINAR DAN USULAN SI	2 A	4.00	8.00	Y	

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
9036	9814794	105811123618	SITISAITONG B	2010	20202	CP6222012604	TEKNIK KONSERVASI WAI	2 A	4.00	8.00	Y	
9037	9814795	105811123618	SITISAITONG B	2010	20202	CP6222012605	PERENCANAAN BANGUN	2 A	4.00	8.00	Y	
9038	9814796	105811123618	SITISAITONG B	2010	20202	CP6222012608	SISTEM DAN OP JARINGA	2 A	4.00	8.00	Y	
9039	9814797	105811123618	SITISAITONG B	2010	20202	CP6222012609	TEKNIK LINGKUNGAN DAN	2 A	4.00	8.00	Y	
9040	9814798	105811123618	SITISAITONG B	2010	20202	CP6222012610	ILMU TANAH DAN TANAM	2 A	4.00	8.00	Y	
9041	9814799	105811123618	SITISAITONG B	2010	20202	CP6222012603	PERENCANAAN PEMBAN	2 A	4.00	8.00	Y	
9042	9814800	105811123618	SITISAITONG B	2010	20202	CP6222012606	KONSTRUKSI BENDUNGA	2 A	4.00	8.00	Y	
9043	9814801	105811123618	SITISAITONG B	2010	20202	CP6222012607	PENGELOLAAN AIR TANAH	2 B	3.00	6.00	Y	
9044	9814802	105811123618	SITISAITONG B	2010	20202	CP6222012611	EKONOMI TEKNIK	2 A	4.00	8.00	Y	
9045	9814803	105811123618	SITISAITONG B	2010	20211	AW6222012701	AK VII (ILMU FALAQ 2 DAN	2 B-	2.75	5.50	Y	
9046	9814804	105811123618	SITISAITONG B	2010	20211	BP6222012704	KEPEMIMPINAN DAN KEA	2 A	4.00	8.00	Y	
9047	9814805	105811123618	SITISAITONG B	2010	20211	BP6222012705	METODE PENELITIAN	2 A	4.00	8.00	Y	
9048	9814806	105811123618	SITISAITONG B	2010	20211	BP6222012706	KULIAH KERJA PROFESI -	3 E	0.00	0.00	N	
9049	9814807	105811123618	SITISAITONG B	2010	20211	CP6222012702	ETIKA PROFESI	2 A	4.00	8.00	Y	
9050	9814808	105811123618	SITISAITONG B	2010	20211	CP6222012703	STANDARISASI KESELAM	2 B	3.00	6.00	Y	
9051	10110883	105811123618	SITISAITONG B	2010	20212	AW6222012801	AK VII (KOMPREHENSIF	2 B	3.00	6.00	Y	
9052	10110884	105811123618	SITISAITONG B	2010	20212	BP6222012802	SEMINAR DAN USULAN SI	2 E	0.00	0.00	N	
9053	10110885	105811123618	SITISAITONG B	2010	20212	BP6222012803	KULIAH KERJA PROFESI -	3 E	0.00	0.00	N	
9054	10110886	105811123618	SITISAITONG B	2010	20212	BP6222012804	SEMINAR	6 E	0.00	0.00	N	
9055	10110887	105811123618	SITISAITONG B	2010	20221	BP6222012702	SEMINAR DAN USULAN SI	2 A	4.00	8.00	Y	
9056	10110888	105811123618	SITISAITONG B	2010	20221	BP6222012703	KULIAH KERJA PROFESI -	4 A	4.00	16.00	Y	

Lampiran 2. Data Mentah Mahasiswa Pengairan Angkatan 2019

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
1827	9294686	10581100119	NURUL FADLI	2019	20191	AWG222012191	PENDIDIKAN AGAMA ISLA	2 A	4.00	8.00	Y	
1828	9294687	10581100119	NURUL FADLI	2019	20191	AWG222012192	BAHASA INDONESIA	2 B	3.00	6.00	Y	
1829	9294688	10581100119	NURUL FADLI	2019	20191	AWG222012193	BAHASA INGGRIS TEKNIK	2 A	4.00	8.00	Y	
1830	9294689	10581100119	NURUL FADLI	2019	20191	AWG222012194	ILMU SOSIAL BUDAYA DA	2 B	3.00	6.00	Y	
1831	9294690	10581100119	NURUL FADLI	2019	20191	AWG222012195	PENDIDIKAN PANCASILA	2 A	4.00	8.00	Y	
1832	9294691	10581100119	NURUL FADLI	2019	20191	BWG222013186	MATEMATIKA DASAR	3 B	3.00	9.00	Y	
1833	9294692	10581100119	NURUL FADLI	2019	20191	CWG222012107	FISIKA TEKNIK	2 B	3.00	6.00	Y	
1834	9294693	10581100119	NURUL FADLI	2019	20191	CWG222012108	STATISTIK DAN DASAR DV	3 C	2.00	4.00	Y	
1835	9294694	10581100119	NURUL FADLI	2019	20191	CWG222012109	PEMograman DASAR KI	2 A	4.00	8.00	Y	
1836	9294695	10581100119	NURUL FADLI	2019	20191	CWG222012110	MENGgambar KONSTRU	2 B	3.00	6.00	Y	
1837	9294696	10581100119	NURUL FADLI	2019	20191	CWG222012111	MEKANKA FLUIDA DAN S	2 B	3.00	6.00	Y	
1838	9517795	10581100119	NURUL FADLI	2019	20192	AWG222012201	AIK II (PENG. STUDI ISLA	2 A	4.00	8.00	Y	
1839	9517796	10581100119	NURUL FADLI	2019	20192	AWG222012202	PENDIDIKAN KEWARGANI	2 B	3.00	6.00	Y	
1839	9517797	10581100119	NURUL FADLI	2019	20192	BWG222012283	BAHASA INGGRIS TEKNIK	2 A	4.00	8.00	Y	
1839	9517798	10581100119	NURUL FADLI	2019	20192	CWG222012284	MATEMATIKA TEKNIK I	2 A	4.00	8.00	Y	
1839	9517799	10581100119	NURUL FADLI	2019	20192	CWG222012285	HIDROLIKA SALURAN TEF	2 A	4.00	8.00	Y	
1839	9517800	10581100119	NURUL FADLI	2019	20192	CWG222012286	KIMIA BAHAN BANGUNAN	2 B	3.00	6.00	Y	
1839	9517801	10581100119	NURUL FADLI	2019	20192	CWG222012287	PROBABILITAS LANJUT	2 A	4.00	8.00	Y	
1839	9517802	10581100119	NURUL FADLI	2019	20192	CWG222012288	ILMU UKUR TANAH DAN P	2 A	4.00	8.00	Y	
1839	9517803	10581100119	NURUL FADLI	2019	20192	CWG222012289	STRUKTUR STATIS TERTE	2 C	2.00	4.00	Y	
1839	9517804	10581100119	NURUL FADLI	2019	20192	CWG222012290	MEKANKA TANAH DASAR	2 B	3.00	6.00	Y	

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
2087	18637422	10581102419	DIAH ANANDA	2019	20231	AWG0919042711	KOMPREHENSIF AIK	2 A	4.00	8.00	Y	
2088	18637422	10581102419	DIAH ANANDA	2019	20231	AWG0919042711	KOMPREHENSIF AIK	2 A	4.00	8.00	Y	
2089	18637422	10581102419	DIAH ANANDA	2019	20231	AWG0919042711	KOMPREHENSIF AIK	2 A	4.00	8.00	Y	
2090	18637422	10581102419	DIAH ANANDA	2019	20231	AWG0919042711	KOMPREHENSIF AIK	2 A	4.00	8.00	Y	
2091	18637422	10581102419	DIAH ANANDA	2019	20231	AWG0919042711	KOMPREHENSIF AIK	2 A	4.00	8.00	Y	
2092	18637422	10581102419	DIAH ANANDA	2019	20231	AWG0919042711	KOMPREHENSIF AIK	2 A	4.00	8.00	Y	
2093	18637422	10581102419	DIAH ANANDA	2019	20231	AWG0919042711	KOMPREHENSIF AIK	2 A	4.00	8.00	Y	
2094	18637422	10581102419	DIAH ANANDA	2019	20231	AWG0919042711	KOMPREHENSIF AIK	2 A	4.00	8.00	Y	
2095	18663003	10581102419	DIAH ANANDA	2019	20231	BWG222012172	KALKULUS I	2 E	8.00	8.00	N	
2096	18662718	10581102419	DIAH ANANDA	2019	21231	BWG222012160	SEMBAK DAN LISLAN SI	2 E	8.00	8.00	N	
2097	18644665	10581102419	DIAH ANANDA	2019	20231	BWG222014706	KULIAH KERJA PROFESI	4 A	4.00	16.00	Y	
2098	18663734	10581102419	DIAH ANANDA	2019	20231	CWG222012116	MEKANKA FLUIDA	2 B	3.00	7.00	Y	
2098	18664262	10581102419	DIAH ANANDA	2019	20231	CWG222012516	HIDROLOGI II	2 E	6.00	6.00	N	
2098	18663735	10581102419	DIAH ANANDA	2019	20231	CWG222012317	MEKANKA TEKNIK II	2 B	3.00	6.00	N	
2099	18613718	10581102419	DIAH ANANDA	2019	20232	BWG222012362	SEMBAK DAN LISLAN SI	2 K	8.00	8.00	N	
2099	18614403	10581102419	DIAH ANANDA	2019	20232	BWG222016803	SKRIPSI	6 K	8.00	8.00	N	
2099	9341027	10581102519	AGUSTAM	2019	20191	AWG222012191	PENDIDIKAN AGAMA ISLA	2 A	4.00	8.00	Y	
2099	9341028	10581102519	AGUSTAM	2019	20191	AWG222012192	BAHASA INDONESIA	2 A	4.00	8.00	Y	
2099	9341029	10581102519	AGUSTAM	2019	20191	AWG222012193	BAHASA INGGRIS TEKNIK	2 A	4.00	8.00	Y	
2099	9341030	10581102519	AGUSTAM	2019	20191	AWG222012194	ILMU SOSIAL BUDAYA DA	2 B	3.00	6.00	Y	
2099	9341031	10581102519	AGUSTAM	2019	20191	AWG222012195	PENDIDIKAN PANCASILA	2 A	4.00	8.00	Y	

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
30144	9435822	10581112719	AYU ROSDIANA	2019	20192	CWG222012299	STRUKTUR STATIS TERTE	2 C	2.00	4.00	Y	
30145	9435823	10581112719	AYU ROSDIANA	2019	20192	CWG222012310	MEKANKA TANAH DASAR	2 A	4.00	8.00	Y	
30146	9435824	10581112719	AYU ROSDIANA	2019	20192	CWG222012311	HIDROLOGI TEKNIK DASAR	2 E	8.00	8.00	N	
30147	9572573	10581112719	AYU ROSDIANA	2019	20201	BWG222012302	MATEMATIKA TEKNIK 2	2 A	4.00	8.00	Y	
30148	9572574	10581112719	AYU ROSDIANA	2019	20201	CWG222012303	SISTEM INFORMASI GEOK	2 A	4.00	8.00	Y	
30149	9572574	10581112719	AYU ROSDIANA	2019	20201	CWG222012303	SISTEM INFORMASI GEOK	2 A	4.00	8.00	Y	
30150	9572575	10581112719	AYU ROSDIANA	2019	20201	CWG222012304	PERENCANAAN JARINGAN	2 A	4.00	8.00	Y	
30151	9572575	10581112719	AYU ROSDIANA	2019	20201	CWG222012304	PERENCANAAN JARINGAN	2 A	4.00	8.00	Y	
30152	9572575	10581112719	AYU ROSDIANA	2019	20201	CWG222012305	HIDROLOGI TEKNIK TERAP	2 E	6.00	6.00	N	
30153	9572577	10581112719	AYU ROSDIANA	2019	20201	CWG222012306	RANGKA BATANG	2 B	3.00	6.00	Y	
30154	9572578	10581112719	AYU ROSDIANA	2019	20201	CWG222012307	MEKANKA TANAH LAMAU	2 A	4.00	8.00	Y	
30155	9572579	10581112719	AYU ROSDIANA	2019	20201	CWG222012308	PENGOLAHAN KUALITAS	2 B	3.00	6.00	Y	
30156	9572580	10581112719	AYU ROSDIANA	2019	20201	CWG222012309	GEOLOGI TEKNIK	2 B	3.00	6.00	Y	
30157	9572581	10581112719	AYU ROSDIANA	2019	20201	CWG222012310	HIDROLIKA TERAPAN	2 A	4.00	8.00	Y	
30158	9572582	10581112719	AYU ROSDIANA	2019	20201	CWG222012311	TEKNIK PONDASI	2 E	6.00	6.00	N	
30159	9572582	10581112719	AYU ROSDIANA	2019	20201	CWG222012311	TEKNIK PONDASI	2 E	6.00	6.00	N	
30160	9763340	10581112719	AYU ROSDIANA	2019	20202	AWG222012481	AIK II (PENG. STUDI ISLA	2 A	4.00	8.00	Y	
30161	9763341	10581112719	AYU ROSDIANA	2019	20202	CPG222012482	METODE NUMERIK	2 B	3.00	6.00	Y	
30162	9763342	10581112719	AYU ROSDIANA	2019	20202	CWG222012403	WORFOLOGI SUNGAI	2 C	2.00	4.00	Y	
30163	9763343	10581112719	AYU ROSDIANA	2019	20202	CWG222012404	KONSTRUKSI BETON I	2 B	3.00	6.00	Y	
30164	9763344	10581112719	AYU ROSDIANA	2019	20202	CWG222012405	TRANSPOR SEDIMEN	2 C	2.00	4.00	Y	

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
3030	1667783	10581121519	AKHMAD FIKRI	2019	20231	AW60910042184	BAHASA INGGRIS	2 B-	2,75	5,50	Y	
3031	1667783	10581121519	AKHMAD FIKRI	2019	20231	AW60910042184	BAHASA INGGRIS	2 B-	2,75	5,50	Y	
3032	1667783	10581121519	AKHMAD FIKRI	2019	20231	AW60910042184	BAHASA INGGRIS	2 B-	2,75	5,50	Y	
3033	16650191	10581121519	AKHMAD FIKRI	2019	20231	AW60910042711	KOMPRESHENSIF AIK	2 B	3,00	6,00	Y	
3034	16650191	10581121519	AKHMAD FIKRI	2019	20231	AW60910042711	KOMPRESHENSIF AIK	2 B	3,00	6,00	Y	
3035	16650191	10581121519	AKHMAD FIKRI	2019	20231	AW60910042711	KOMPRESHENSIF AIK	2 B	3,00	6,00	Y	
3036	16650191	10581121519	AKHMAD FIKRI	2019	20231	AW60910042711	KOMPRESHENSIF AIK	2 B	3,00	6,00	Y	
3037	16650191	10581121519	AKHMAD FIKRI	2019	20231	AW60910042711	KOMPRESHENSIF AIK	2 B	3,00	6,00	Y	
3038	16650191	10581121519	AKHMAD FIKRI	2019	20231	AW60910042711	KOMPRESHENSIF AIK	2 B	3,00	6,00	Y	
3039	16650191	10581121519	AKHMAD FIKRI	2019	20231	AW60910042711	KOMPRESHENSIF AIK	2 B	3,00	6,00	Y	
3040	16650191	10581121519	AKHMAD FIKRI	2019	20231	AW60910042711	Komprensif AIK VI	2 B	3,00	6,00	Y	
3041	16650191	10581121519	AKHMAD FIKRI	2019	20231	AW60910042711	KOMPRESHENSIF AIK	2 B	3,00	6,00	Y	
3042	16650191	10581121519	AKHMAD FIKRI	2019	20231	AW60910042711	KOMPRESHENSIF AIK VI	2 B	3,00	6,00	Y	
3043	16650191	10581121519	AKHMAD FIKRI	2019	20231	AW60910042711	KOMPRESHENSIF AIK	2 B	3,00	6,00	Y	
3044	16650191	10581121519	AKHMAD FIKRI	2019	20231	AW60910042711	Komprensif AIK	2 B	3,00	6,00	Y	
3045	16650191	10581121519	AKHMAD FIKRI	2019	20231	AW60910042711	Komprensif AIK VI	2 B	3,00	6,00	Y	
3046	16650191	10581121519	AKHMAD FIKRI	2019	20231	AW60910042711	Komprensif AIK VI	2 B	3,00	6,00	Y	
3047	16650191	10581121519	AKHMAD FIKRI	2019	20231	AW60910042711	KOMPRESHENSIF AIK VI	2 B	3,00	6,00	Y	
3048	16650191	10581121519	AKHMAD FIKRI	2019	20231	AW60910042711	KOMPRESHENSIF AIK VI	2 B	3,00	6,00	Y	
3049	16650191	10581121519	AKHMAD FIKRI	2019	20231	AW60910042711	Komprensif AIK VI	2 B	3,00	6,00	Y	

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
3050	10480360	10581122619	M SANDI PUTRI	2019	20222	AW60910042204	BAHASA INGGRIS	2 C	2,00	4,00	Y	
3051	10480360	10581122619	M SANDI PUTRI	2019	20222	AW60910042204	BAHASA INGGRIS TEKNIK	2 C	2,00	4,00	Y	
3052	10480360	10581122619	M SANDI PUTRI	2019	20222	AW60910042204	BAHASA INGGRIS	2 C	2,00	4,00	Y	
3053	10480360	10581122619	M SANDI PUTRI	2019	20222	AW60910042204	PENDIDIKAN BAHASA ING	2 C	2,00	4,00	Y	
3054	10480360	10581122619	M SANDI PUTRI	2019	20222	AW60910042204	BAHASA INGGRIS II	2 C	2,00	4,00	Y	
3055	10480360	10581122619	M SANDI PUTRI	2019	20222	AW60910042204	BAHASA INGGRIS TEKNIK	2 C	2,00	4,00	Y	
3056	10480360	10581122619	M SANDI PUTRI	2019	20222	AW60910042204	BAHASA INGGRIS TEKNIK	2 C	2,00	4,00	Y	
3057	10480360	10581122619	M SANDI PUTRI	2019	20222	AW60910042204	BAHASA INGGRIS TEKNIK	2 C	2,00	4,00	Y	
3058	10473541	10581122619	M SANDI PUTRI	2019	20222	CWE32281239F	KIMIA DASAR BANGUNAN	2 A	3,75	7,50	Y	
3059	10473542	10581122619	M SANDI PUTRI	2019	20222	CWE32281231E	HYDROLOGI	2 A	4,00	8,00	Y	
3060	10539504	10581122619	M SANDI PUTRI	2019	20222	CWE32281229F	MEKANIKA TEKNIK I	2 B	3,00	6,00	Y	
3061	10539505	10581122619	M SANDI PUTRI	2019	20222	CWE32281229F	MEKANIKA TANAH I	2 A	4,00	8,00	Y	
3062	10473546	10581122619	M SANDI PUTRI	2019	20222	CWE32281229F	HYDROLOGI I	2 B	3,00	6,00	Y	
3063	10539546	10581122619	M SANDI PUTRI	2019	20222	CWE32281241F	TEKNIK PONDASI II	2 A	3,75	7,50	Y	
3064	10473546	10581122619	M SANDI PUTRI	2019	20222	CWE32281232B	ILMU UKUR TANAH DAN P	3 A	4,00	12,00	Y	
3065	10636326	10581122619	M SANDI PUTRI	2019	20231	BWE32281270G	SEMBAH DAN USULAN M	2 A	4,00	8,00	Y	
3066	10535017	10581122619	M SANDI PUTRI	2019	20231	BWE32281470G	KULIAH KERJA PROFESI -	4 E	0,00	0,00	N	
3067	10536326	10581122619	M SANDI PUTRI	2019	20231	BWE32281670J	SKRPSI	6 E	0,00	0,00	N	
3068	10602025	10581122619	M SANDI PUTRI	2019	20232	BWE32281480G	KULIAH KERJA PROFESI -	4 K			N	
3069	10730902	10581122619	M SANDI PUTRI	2019	20232	BWE32281680J	SKRPSI	6 K			N	



	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
4708	963493	10581109620	Ankudde	2020	20201	BW622012198	MATEMATIKA DASAR	3 A	4.00	12.00		Y
4709	9679671	10581109620	Ankudde	2020	20201	CW622012107	FISIKA TEKNIK	2 A	4.00	8.00		Y
4710	9679672	10581109620	Ankudde	2020	20201	CW622012108	STATISTIK DAN DASAR-D	2 A	4.00	8.00		Y
4711	9679673	10581109620	Ankudde	2020	20201	CW622012109	PEMROGRAMAN DASAR KI	2 A	4.00	8.00		Y
4712	9679674	10581109620	Ankudde	2020	20201	CW622012110	MENGGAMBAR KONSTRU	2 A	4.00	8.00		Y
4713	9679675	10581109620	Ankudde	2020	20201	CW622012111	MEKANIKA FLUIDA DAN B	2 A	4.00	8.00		Y
4714	9694884	10581109620	Ankudde	2020	20201	CW622012303	SISTEM INFORMASI GEOK	2 A	4.00	8.00		Y
4715	9694884	10581109620	Ankudde	2020	20201	CW622012303	SISTEM INFORMASI GEOK	2 A	4.00	8.00		Y
4716	9694885	10581109620	Ankudde	2020	20201	CW622012304	PERENCANAAN JARINGAN	2 A	4.00	8.00		Y
4717	9694885	10581109620	Ankudde	2020	20201	CW622012304	PERENCANAAN JARINGAN	2 A	4.00	8.00		Y
4718	9694885	10581109620	Ankudde	2020	20201	CW622012318	HIDROLIKA TERAPAN	2 A	4.00	8.00		Y
4719	9783988	10581109620	Ankudde	2020	20202	AW622012201	AK II (PENG STUDI ISLA)	2 A	4.00	8.00		Y
4720	9783989	10581109620	Ankudde	2020	20202	CW622012204	MATEMATIKA TEKNIK 1	2 A	4.00	8.00		Y
4721	9783970	10581109620	Ankudde	2020	20202	CW622012205	HIDROLIKA SALURAN TEF	2 B	3.00	6.00		Y
4722	9784864	10581109620	Ankudde	2020	20202	CW622012206	KAWA BAHAN BANGUNAN	2 A	4.00	8.00		Y
4723	9783972	10581109620	Ankudde	2020	20202	CW622012207	PROBABILITAS LANJUTAN	2 A	4.00	8.00		Y
4724	9783973	10581109620	Ankudde	2020	20202	CW622012208	ILMU UKUR TANAH DAN P	2 E	0.00	0.00		N
4725	9784866	10581109620	Ankudde	2020	20202	CW622012209	STRUKTUR STATIS TERTE	2 A	4.00	8.00		Y
4726	9783253	10581109620	Ankudde	2020	20202	CW622012210	MEKANIKA TANAH DASAR	2 A	4.00	8.00		Y
4727	9783974	10581109620	Ankudde	2020	20202	CW622012211	HIDROLOGI TEKNIK DASA	2 B	3.00	6.00		Y
4728	9783980	10581109620	Ankudde	2020	20202	CW622012244	KONSTRUKSI BETON 1	2 A	4.00	8.00		Y

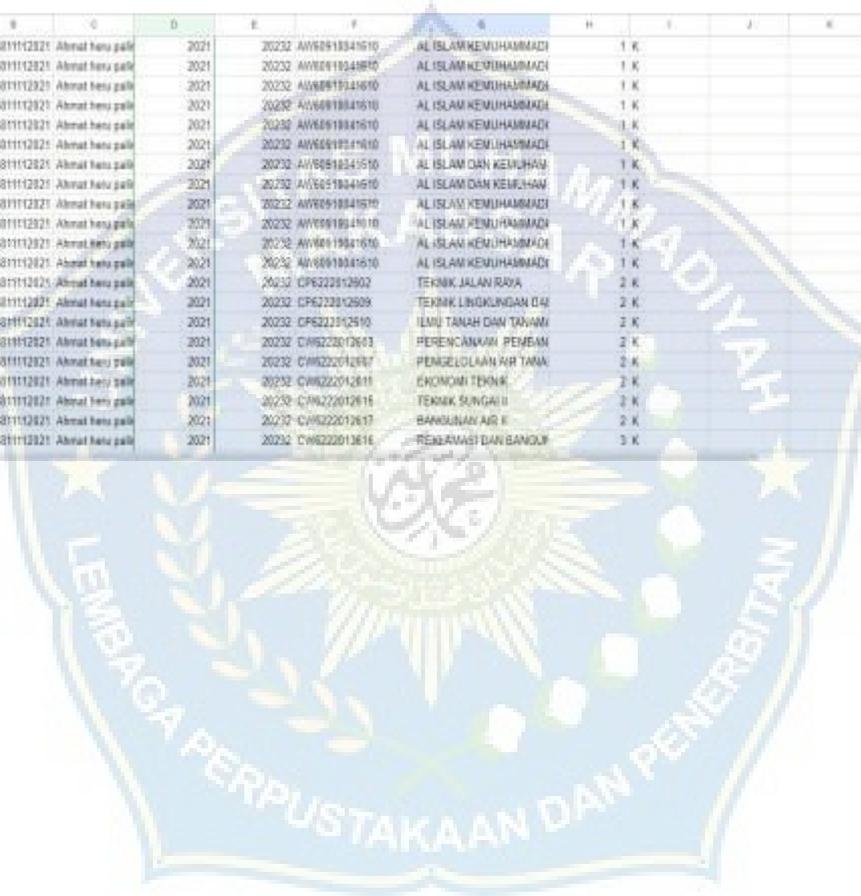
	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
4835	10660256	10581110520	Mahmad	2020	20231	AW68810042701	KOMPRESIF AKMI	2 A	4.00	8.00		Y
4836	10660256	10581110520	Mahmad	2020	20231	AW68810042710	KOMPRESIF AKMI	2 A	4.00	8.00		Y
4837	10660256	10581110520	Mahmad	2020	20231	AW68810042711	KOMPRESIF AK	2 A	4.00	8.00		Y
4838	10660256	10581110520	Mahmad	2020	20231	AW68810042710	KOMPRESIF AK	2 A	4.00	8.00		Y
4839	10660256	10581110520	Mahmad	2020	20231	AW68810042711	KOMPRESIF AK	2 A	4.00	8.00		Y
4840	10660256	10581110520	Mahmad	2020	20231	AW68810042710	KOMPRESIF AK	2 A	4.00	8.00		Y
4841	10660256	10581110520	Mahmad	2020	20231	AW68810042711	KOMPRESIF AK	2 A	4.00	8.00		Y
4842	10660256	10581110520	Mahmad	2020	20231	AW68810042710	KOMPRESIF AK	2 A	4.00	8.00		Y
4843	10660256	10581110520	Mahmad	2020	20231	AW68810042711	KOMPRESIF AK	2 A	4.00	8.00		Y
4844	10660256	10581110520	Mahmad	2020	20231	AW68810042710	KOMPRESIF AK	2 A	4.00	8.00		Y
4845	10666808	10581110520	Mahmad	2020	20231	BP422012304	KEPEMIMPINAN DAN KEA	2 A	4.00	8.00		Y
4846	10666809	10581110520	Mahmad	2020	20231	BW622012792	SEMINAR DAN USULAN SI	2 E	0.00	0.00		N
4847	10660256	10581110520	Mahmad	2020	20231	BW622014796	KULIAH KERJA PROFESI-	4 E	0.00	0.00		N
4848	10666810	10581110520	Mahmad	2020	20231	BW622016793	SKRIPSI	6 E	0.00	0.00		N
4849	18666811	10581110520	Mahmad	2020	20231	CP622012216	ETIKA PROFESI	2 A	4.00	8.00		Y
4850	10666812	10581110520	Mahmad	2020	20231	CW622012516	TEKNIK SUNGAI	2 A	3.75	7.50		Y
4851	10779705	10581110520	Mahmad	2020	20232	BW622012215	KALKULUS 8	2 K				N
4852	10754094	10581110520	Mahmad	2020	20232	BW622012892	SEMINAR DAN USULAN SI	2 K				N
4853	10754095	10581110520	Mahmad	2020	20232	BW622014886	KULIAH KERJA PROFESI	4 K				N
4854	10754092	10581110520	Mahmad	2020	20232	CP622012802	TEKNIK JALAN RAYA	2 K				N
4855	10808886	10581110520	Mahmad	2020	20232	CW622012214	FISIKA 8	2 K				N

Lampiran 4. Data Mentah Mahasiswa Pengairan Angkatan 2021

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
4076	996369	19581100121	Iwan Nur Masli	2021	2021	AW622012101	PENDIDIKAN AGAMA ISLA	2 B+	3.50	7.00	Y	
4077	996364	19581100121	Iwan Nur Masli	2021	2021	AW622012102	BAHASA INDONESIA	2 A-	3.75	7.50	Y	
4078	9963029	19581100121	Iwan Nur Masli	2021	2021	AW622012103	BAHASA INGGRIS TEKNIK	2 A	4.00	8.00	Y	
4079	9963643	19581100121	Iwan Nur Masli	2021	2021	AW622012104	ILMU SOSIAL BUDAYA DA	2 B+	3.50	7.00	Y	
4080	9963031	19581100121	Iwan Nur Masli	2021	2021	AW622012105	PENDIDIKAN PANCASILA	2 B	3.00	6.00	Y	
4081	9963945	19581100121	Iwan Nur Masli	2021	2021	BW622013106	MATEMATIKA DASAR	3 E	8.00	8.00	N	
4082	9963666	19581100121	Iwan Nur Masli	2021	2021	CW622012107	FISIKA TEKNIK	2 B	3.00	6.00	Y	
4083	9963647	19581100121	Iwan Nur Masli	2021	2021	CW622012108	STATISTIK DAN DASAR-D	2 C	2.00	4.00	Y	
4084	9963648	19581100121	Iwan Nur Masli	2021	2021	CW622012109	PEMOGRAMAN DASAR KI	2 C+	2.50	5.00	Y	
4085	9963651	19581100121	Iwan Nur Masli	2021	2021	CW622012110	MENG GAMBAR KONSTRU	2 E	8.00	8.00	N	
4086	9963653	19581100121	Iwan Nur Masli	2021	2021	CW622012111	MEKANIKA FLUIDA DAN S	2 C	2.00	4.00	Y	
4087	10177514	19581100121	Iwan Nur Masli	2021	2021	AW622012201	AK I (PENG. STUDI ISLA	2 B+	3.50	7.00	Y	
4088	10177515	19581100121	Iwan Nur Masli	2021	2021	AW622012202	PENDIDIKAN KEWARGAAN	2 A	4.00	8.00	Y	
4089	10177517	19581100121	Iwan Nur Masli	2021	2021	BW622012203	BAHASA INGGRIS TEKNIK	2 A-	3.75	7.50	Y	
4090	10177520	19581100121	Iwan Nur Masli	2021	2021	CW622012204	MATEMATIKA TEKNIK 1	2 A	4.00	8.00	Y	
4091	10177521	19581100121	Iwan Nur Masli	2021	2021	CW622012205	HIDROLIKA SALURAN TEF	2 A-	3.75	7.50	Y	
4092	10177524	19581100121	Iwan Nur Masli	2021	2021	CW622012206	KIMIA BAHAN BANGUNAN	2 E	8.00	8.00	N	
4093	10177526	19581100121	Iwan Nur Masli	2021	2021	CW622012207	PROBABILITAS LANJUTAN	2 C	2.00	4.00	Y	
4094	10177528	19581100121	Iwan Nur Masli	2021	2021	CW622012208	ILMU UKUR TANAH DAN P	2 A	4.00	8.00	Y	
4095	10177527	19581100121	Iwan Nur Masli	2021	2021	CW622012209	STRUKTUR STATIS TERTE	2 E	8.00	8.00	N	
4096	10177528	19581100121	Iwan Nur Masli	2021	2021	CW622012210	MEKANIKA TANAH DASAR	2 E	8.00	8.00	N	
4070	18822411	10581100521	ANANDA SUCI	2021	2022	AW6818841610	AL ISLAM KEMUHAMMADI	1 K			N	
4071	18822411	10581100521	ANANDA SUCI	2021	2022	AW6818841610	AL ISLAM KEMUHAMMADI	1 K			N	
4072	18822411	10581100521	ANANDA SUCI	2021	2022	AW6818841610	AL ISLAM KEMUHAMMADI	1 K			N	
4073	18822411	10581100521	ANANDA SUCI	2021	2022	AW6818841610	AL ISLAM KEMUHAMMADI	1 K			N	
4074	18822411	10581100521	ANANDA SUCI	2021	2022	AW6818841610	AL ISLAM KEMUHAMMADI	1 K			N	
4075	18822411	10581100521	ANANDA SUCI	2021	2022	AW6818841610	AL ISLAM KEMUHAMMADI	1 K			N	
4076	18822411	10581100521	ANANDA SUCI	2021	2022	AW6818841610	AL ISLAM KEMUHAMMADI	1 K			N	
4077	18822411	10581100521	ANANDA SUCI	2021	2022	AW6818841610	AL ISLAM KEMUHAMMADI	1 K			N	
4078	10602423	10581100521	ANANDA SUCI	2021	2022	CW622012215	KALKULUS II	2 K			N	
4079	10602412	10581100521	ANANDA SUCI	2021	2022	CP622012202	TEKNIK JALAN RAYA	2 K			N	
4080	10603055	10581100521	ANANDA SUCI	2021	2022	CP622012209	TEKNIK LINGKUNGAN DA	2 K			N	
4081	10602413	10581100521	ANANDA SUCI	2021	2022	CP622012210	ILMU TANAH DAN TANAM	2 K			N	
4082	10602414	10581100521	ANANDA SUCI	2021	2022	CW622012213	PERENCANAAN PEMBAN	2 K			N	
4083	10603106	10581100521	ANANDA SUCI	2021	2022	CW622012217	PEMSELOLAAN AIR TAKA	2 K			N	
4084	10602416	10581100521	ANANDA SUCI	2021	2022	CW622012215	EKONOMI TEKNIK	2 K			N	
4085	10602417	10581100521	ANANDA SUCI	2021	2022	CW622012215	TEKNIK SUNGAI I	2 K			N	
4086	10603107	10581100521	ANANDA SUCI	2021	2022	CW622012217	BANGUNAN AIR II	2 K			N	
4087	10602419	10581100521	ANANDA SUCI	2021	2022	CW622012212	IRIGASII	2 K			N	
4088	10602420	10581100521	ANANDA SUCI	2021	2022	CW622012216	REKLAMASIDAN BANGUN	1 K			N	
4079	9961338	10581100621	ANDRI	2021	2021	AW622012101	PENDIDIKAN AGAMA ISLA	2 A	4.00	8.00	Y	
4080	9961339	10581100621	ANDRI	2021	2021	AW622012102	BAHASA INDONESIA	2 A	4.00	8.00	Y	
4081	9961340	10581100621	ANDRI	2021	2021	AW622012103	BAHASA INGGRIS TEKNIK	2 A	4.00	8.00	Y	
4082	9961341	10581100621	ANDRI	2021	2021	AW622012104	ILMU SOSIAL BUDAYA DA	2 A	4.00	8.00	Y	
4083	9961342	10581100621	ANDRI	2021	2021	AW622012105	PENDIDIKAN PANCASILA	2 A	4.00	8.00	Y	
4084	9961343	10581100621	ANDRI	2021	2021	BW622013106	MATEMATIKA DASAR	3 A-	3.75	11.25	Y	
4085	9961344	10581100621	ANDRI	2021	2021	CW622012107	FISIKA TEKNIK	2 A	4.00	8.00	Y	
4086	9961345	10581100621	ANDRI	2021	2021	CW622012108	STATISTIK DAN DASAR-D	2 C	2.00	4.00	N	
4087	9961346	10581100621	ANDRI	2021	2021	CW622012109	PEMOGRAMAN DASAR KI	2 A-	3.75	7.50	Y	
4088	9961347	10581100621	ANDRI	2021	2021	CW622012110	MENG GAMBAR KONSTRU	2 A	4.00	8.00	Y	
4089	9961348	10581100621	ANDRI	2021	2021	CW622012111	MEKANIKA FLUIDA DAN S	2 A	3.75	7.50	Y	
4090	10162778	10581100621	ANDRI	2021	2021	AW622012201	AK I (PENG. STUDI ISLA	2 A	4.00	8.00	Y	
4091	10162771	10581100621	ANDRI	2021	2021	AW622012202	PENDIDIKAN KEWARGAAN	2 A	4.00	8.00	Y	
4092	10162772	10581100621	ANDRI	2021	2021	BW622012203	BAHASA INGGRIS TEKNIK	2 A-	3.75	7.50	Y	
4093	10162773	10581100621	ANDRI	2021	2021	CW622012204	MATEMATIKA TEKNIK 1	2 A	4.00	8.00	Y	
4094	10162774	10581100621	ANDRI	2021	2021	CW622012205	HIDROLIKA SALURAN TEF	2 B	3.00	6.00	Y	
4095	10162775	10581100621	ANDRI	2021	2021	CW622012206	KIMIA BAHAN BANGUNAN	2 A	4.00	8.00	Y	
4096	10162776	10581100621	ANDRI	2021	2021	CW622012207	PROBABILITAS LANJUTAN	2 A	4.00	8.00	Y	
4097	10162777	10581100621	ANDRI	2021	2021	CW622012208	ILMU UKUR TANAH DAN P	2 A	4.00	8.00	Y	
4098	10162778	10581100621	ANDRI	2021	2021	CW622012209	STRUKTUR STATIS TERTE	2 A	4.00	8.00	Y	
4099	10162779	10581100621	ANDRI	2021	2021	CW622012210	MEKANIKA TANAH DASAR	2 C	2.00	4.00	Y	

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
4888	9967456	19581102021	Muhammad Halizan	2021	20211	AHRS22012101	PENDIDIKAN AGAMA ISLA	2 A-	3.75	7.50	Y	
4889	9967451	19581102021	Muhammad Halizan	2021	20211	AHRS22012102	BAHASA INDONESIA	2 A	4.00	8.00	Y	
4890	9967452	19581102021	Muhammad Halizan	2021	20211	AHRS22012103	BAHASA INGGRIS TEKNIK	2 A	4.00	8.00	Y	
4891	9967453	19581102021	Muhammad Halizan	2021	20211	AHRS22012104	ILMU SOSIAL BUDAYA DAN	2 B+	3.50	7.00	Y	
4892	9967454	19581102021	Muhammad Halizan	2021	20211	AHRS22012105	PENDIDIKAN PANCASILA	2 B+	3.50	7.00	Y	
4893	9967455	19581102021	Muhammad Halizan	2021	20211	BHS22013106	MATEMATIKA DASAR	3 B-	2.75	5.25	Y	
4894	9967456	19581102021	Muhammad Halizan	2021	20211	CWS22012107	FISIKA TEKNIK	2 A	4.00	8.00	Y	
4895	9967457	19581102021	Muhammad Halizan	2021	20211	CWS22012108	STATISTIK DAN DASAR-DI	2 C	2.00	4.00	Y	
4896	9967458	19581102021	Muhammad Halizan	2021	20211	CWS22012109	FEMTOGRAMAN DASAR KI	2 A-	3.75	7.50	Y	
4897	9967459	19581102021	Muhammad Halizan	2021	20211	CWS22012110	MENGGAMBAR KONSTRUKSI	2 A	4.00	8.00	Y	
4898	9967500	19581102021	Muhammad Halizan	2021	20211	CWS22012111	MEKANIKA FLUIDA DAN S	2 B-	2.75	5.50	Y	
4899	10165969	19581102021	Muhammad Halizan	2021	20212	AHRS22012201	AK. II (PENG. STUDI ISLA)	3 A	4.00	8.00	Y	
4900	10165970	19581102021	Muhammad Halizan	2021	20212	AHRS22012202	PENDIDIKAN KEWARGANEGARA	3 A	4.00	8.00	Y	
4901	10165971	19581102021	Muhammad Halizan	2021	20212	BHS22012203	BAHASA INGGRIS TEKNIK	2 A	4.00	8.00	Y	
4902	10165972	19581102021	Muhammad Halizan	2021	20212	CWS22012204	MATEMATIKA TEKNIK I	2 A	4.00	8.00	Y	
4903	10165973	19581102021	Muhammad Halizan	2021	20212	CWS22012205	HIDROLIKA SALURAN TERBUKA	3 A-	3.75	7.50	Y	
4904	10165974	19581102021	Muhammad Halizan	2021	20212	CWS22012206	KIMIA BAHAN BANGUNAN	2 A	4.00	8.00	Y	
4905	10165975	19581102021	Muhammad Halizan	2021	20212	CWS22012207	PROBABILITAS LANJUTAN	2 B	3.00	6.00	Y	
4906	10165976	19581102021	Muhammad Halizan	2021	20212	CWS22012208	ILMU UKUR TANAH DAN P	2 A	4.00	8.00	Y	
4907	10165977	19581102021	Muhammad Halizan	2021	20212	CWS22012209	STRUKTUR STATIS TERTE	2 E	3.00	6.00	N	
4908	10165978	19581102021	Muhammad Halizan	2021	20212	CWS22012210	MEKANIKA TANAH DASAR	2 C	2.00	4.00	Y	

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
5901	10792879	19581112821	Ahmad Hestu Pali	2021	20232	AHRS0918041610	AL ISLAM KEMUHAMMADIYAH	1 K				N
5902	10792879	19581112821	Ahmad Hestu Pali	2021	20232	AHRS0918041610	AL ISLAM KEMUHAMMADIYAH	1 K				N
5903	10792879	19581112821	Ahmad Hestu Pali	2021	20232	AHRS0918041610	AL ISLAM KEMUHAMMADIYAH	1 K				N
5904	10792879	19581112821	Ahmad Hestu Pali	2021	20232	AHRS0918041610	AL ISLAM KEMUHAMMADIYAH	1 K				N
5905	10792879	19581112821	Ahmad Hestu Pali	2021	20232	AHRS0918041610	AL ISLAM KEMUHAMMADIYAH	1 K				N
5906	10792879	19581112821	Ahmad Hestu Pali	2021	20232	AHRS0918041610	AL ISLAM KEMUHAMMADIYAH	1 K				N
5907	10792879	19581112821	Ahmad Hestu Pali	2021	20232	AHRS0918041610	AL ISLAM DAN KEHUMAS	1 K				N
5908	10792879	19581112821	Ahmad Hestu Pali	2021	20232	AHRS0918041610	AL ISLAM DAN KEHUMAS	1 K				N
5909	10792879	19581112821	Ahmad Hestu Pali	2021	20232	AHRS0918041610	AL ISLAM KEMUHAMMADIYAH	1 K				N
5910	10792879	19581112821	Ahmad Hestu Pali	2021	20232	AHRS0918041610	AL ISLAM KEMUHAMMADIYAH	1 K				N
5911	10792879	19581112821	Ahmad Hestu Pali	2021	20232	AHRS0918041610	AL ISLAM KEMUHAMMADIYAH	1 K				N
5912	10792879	19581112821	Ahmad Hestu Pali	2021	20232	AHRS0918041610	AL ISLAM KEMUHAMMADIYAH	1 K				N
5913	10792880	19581112821	Ahmad Hestu Pali	2021	20232	CPE22012902	TEKNIK JALAN RAYA	2 K				N
5914	10792881	19581112821	Ahmad Hestu Pali	2021	20232	CPE22012909	TEKNIK LINGKUNGAN DAN	2 K				N
5915	10792882	19581112821	Ahmad Hestu Pali	2021	20232	CPE22012910	ILMU TANAH DAN TANAH	2 K				N
5916	10792883	19581112821	Ahmad Hestu Pali	2021	20232	CWS22012603	PERENCANAAN PEMBANGUNAN	2 K				N
5917	10792884	19581112821	Ahmad Hestu Pali	2021	20232	CWS22012607	PENGELOLAAN AIR TANAH	2 K				N
5918	10792885	19581112821	Ahmad Hestu Pali	2021	20232	CWS22012611	EKONOMI TEKNIK	2 K				N
5919	10792886	19581112821	Ahmad Hestu Pali	2021	20232	CWS22012616	TEKNIK SUNGAI II	2 K				N
5920	10792887	19581112821	Ahmad Hestu Pali	2021	20232	CWS22012617	BANGUNAN AIR II	2 K				N
5921	10792888	19581112821	Ahmad Hestu Pali	2021	20232	CWS22012618	REKONSTRUKSI DAN SANITASI	2 K				N



	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
1014	10786228	10581110422	ABDUL HADI AF	2022	20232	A/95919041488	AL ISLAM KEMUHAMMADI	1	K			N
1015	10786228	10581110422	ABDUL HADI AF	2022	20232	A/95919041488	AL ISLAM KEMUHAMMADI	1	K			N
1016	10786228	10581110422	ABDUL HADI AF	2022	20232	A/95919041488	AL ISLAM KEMUHAMMADI	1	K			N
1017	10786228	10581110422	ABDUL HADI AF	2022	20232	A/95919041488	AL ISLAM KEMUHAMMADI	1	K			N
1018	10786228	10581110422	ABDUL HADI AF	2022	20232	A/95919041488	AL ISLAM KEMUHAMMADI	1	K			N
1019	10786228	10581110422	ABDUL HADI AF	2022	20232	A/95919041488	AL ISLAM DAN KEMUHAM	1	K			N
1020	10786228	10581110422	ABDUL HADI AF	2022	20232	A/95919041488	AL ISLAM KEMUHAMMADI	1	K			N
1021	10786228	10581110422	ABDUL HADI AF	2022	20232	A/95919041488	AL ISLAM DAN KEMUHAM	1	K			N
1022	10786228	10581110422	ABDUL HADI AF	2022	20232	A/95919041488	AL ISLAM KEMUHAMMADI	1	K			N
1023	10786228	10581110422	ABDUL HADI AF	2022	20232	A/95919041488	AL ISLAM KEMUHAMMADI	1	K			N
1024	10786228	10581110422	ABDUL HADI AF	2022	20232	A/95919041488	AL ISLAM KEMUHAMMADI	1	K			N
1025	10786228	10581110422	ABDUL HADI AF	2022	20232	A/95919041488	AL ISLAM KEMUHAMMADI	1	K			N
1026	10786228	10581110422	ABDUL HADI AF	2022	20232	A/95919041488	AL ISLAM KEMUHAMMADI	1	K			N
1027	10786228	10581110422	ABDUL HADI AF	2022	20232	A/95919041488	AL ISLAM KEMUHAMMADI	1	K			N
1028	10786228	10581110422	ABDUL HADI AF	2022	20232	A/95919041488	AL ISLAM KEMUHAMMADI	1	K			N
1029	10786229	10581110422	ABDUL HADI AF	2022	20232	CG5222912402	METODE NUMERIK	2	K			N
1030	10786230	10581110422	ABDUL HADI AF	2022	20232	CW6222012404	KONSTRUKSI BETON 1	2	K			N
1031	10786231	10581110422	ABDUL HADI AF	2022	20232	CW6222012405	TRANSPOR SEDIMEN	2	K			N
1032	10786233	10581110422	ABDUL HADI AF	2022	20232	CW6222012408	APLIKASI KOMPUTER	2	K			N
1033	10786235	10581110422	ABDUL HADI AF	2022	20232	CW6222012410	PERENCANAAN DAN PEN	2	K			N
1034	10786234	10581110422	ABDUL HADI AF	2022	20232	CW6222012411	KONSTRUKSI BAJA	2	K			N

Lampiran 6. Data Mahasiswa Setelah Dilakukan Pelabelan Data

No	NPM	Nama	jumlah_revisi	PG1	PG2	PG3	PG4	PG5	PG6	PG7	PG8	PG9	PG10	PG11	PG12	PG13	PG14	PG15	PG16	PG17	PG18	PG19	PG20	PG21	PG22	PG23	PG24	PG25	PG26	PG27	PG28	PG29	PG30	PG31	PG32	PG33	PG34	PG35	PG36	PG37	PG38	PG39	PG40	PG41	PG42	PG43	PG44	PG45	PG46	PG47	PG48	PG49	PG50	PG51	PG52	PG53	PG54	PG55	PG56	PG57	PG58	PG59	PG60	PG61	PG62	PG63	PG64	PG65	PG66	PG67	PG68	PG69	PG70	PG71	PG72	PG73	PG74	PG75	PG76	PG77	PG78	PG79	PG80	PG81	PG82	PG83	PG84	PG85	PG86	PG87	PG88	PG89	PG90	PG91	PG92	PG93	PG94	PG95	PG96	PG97	PG98	PG99	PG100	PG101	PG102	PG103	PG104	PG105	PG106	PG107	PG108	PG109	PG110	PG111	PG112	PG113	PG114	PG115	PG116	PG117	PG118	PG119	PG120	PG121	PG122	PG123	PG124	PG125	PG126	PG127	PG128	PG129	PG130	PG131	PG132	PG133	PG134	PG135	PG136	PG137	PG138	PG139	PG140	PG141	PG142	PG143	PG144	PG145	PG146	PG147	PG148	PG149	PG150	PG151	PG152	PG153	PG154	PG155	PG156	PG157	PG158	PG159	PG160	PG161	PG162	PG163	PG164	PG165	PG166	PG167	PG168	PG169	PG170	PG171	PG172	PG173	PG174	PG175	PG176	PG177	PG178	PG179	PG180	PG181	PG182	PG183	PG184	PG185	PG186	PG187	PG188	PG189	PG190	PG191	PG192	PG193	PG194	PG195	PG196	PG197	PG198	PG199	PG200	PG201	PG202	PG203	PG204	PG205	PG206	PG207	PG208	PG209	PG210	PG211	PG212	PG213	PG214	PG215	PG216	PG217	PG218	PG219	PG220	PG221	PG222	PG223	PG224	PG225	PG226	PG227	PG228	PG229	PG230	PG231	PG232	PG233	PG234	PG235	PG236	PG237	PG238	PG239	PG240	PG241	PG242	PG243	PG244	PG245	PG246	PG247	PG248	PG249	PG250	PG251	PG252	PG253	PG254	PG255	PG256	PG257	PG258	PG259	PG260	PG261	PG262	PG263	PG264	PG265	PG266	PG267	PG268	PG269	PG270	PG271	PG272	PG273	PG274	PG275	PG276	PG277	PG278	PG279	PG280	PG281	PG282	PG283	PG284	PG285	PG286	PG287	PG288	PG289	PG290	PG291	PG292	PG293	PG294	PG295	PG296	PG297	PG298	PG299	PG300	PG301	PG302	PG303	PG304	PG305	PG306	PG307	PG308	PG309	PG310	PG311	PG312	PG313	PG314	PG315	PG316	PG317	PG318	PG319	PG320	PG321	PG322	PG323	PG324	PG325	PG326	PG327	PG328	PG329	PG330	PG331	PG332	PG333	PG334	PG335	PG336	PG337	PG338	PG339	PG340	PG341	PG342	PG343	PG344	PG345	PG346	PG347	PG348	PG349	PG350	PG351	PG352	PG353	PG354	PG355	PG356	PG357	PG358	PG359	PG360	PG361	PG362	PG363	PG364	PG365	PG366	PG367	PG368	PG369	PG370	PG371	PG372	PG373	PG374	PG375	PG376	PG377	PG378	PG379	PG380	PG381	PG382	PG383	PG384	PG385	PG386	PG387	PG388	PG389	PG390	PG391	PG392	PG393	PG394	PG395	PG396	PG397	PG398	PG399	PG400	PG401	PG402	PG403	PG404	PG405	PG406	PG407	PG408	PG409	PG410	PG411	PG412	PG413	PG414	PG415	PG416	PG417	PG418	PG419	PG420	PG421	PG422	PG423	PG424	PG425	PG426	PG427	PG428	PG429	PG430	PG431	PG432	PG433	PG434	PG435	PG436	PG437	PG438	PG439	PG440	PG441	PG442	PG443	PG444	PG445	PG446	PG447	PG448	PG449	PG450	PG451	PG452	PG453	PG454	PG455	PG456	PG457	PG458	PG459	PG460	PG461	PG462	PG463	PG464	PG465	PG466	PG467	PG468	PG469	PG470	PG471	PG472	PG473	PG474	PG475	PG476	PG477	PG478	PG479	PG480	PG481	PG482	PG483	PG484	PG485	PG486	PG487	PG488	PG489	PG490	PG491	PG492	PG493	PG494	PG495	PG496	PG497	PG498	PG499	PG500	PG501	PG502	PG503	PG504	PG505	PG506	PG507	PG508	PG509	PG510	PG511	PG512	PG513	PG514	PG515	PG516	PG517	PG518	PG519	PG520	PG521	PG522	PG523	PG524	PG525	PG526	PG527	PG528	PG529	PG530	PG531	PG532	PG533	PG534	PG535	PG536	PG537	PG538	PG539	PG540	PG541	PG542	PG543	PG544	PG545	PG546	PG547	PG548	PG549	PG550	PG551	PG552	PG553	PG554	PG555	PG556	PG557	PG558	PG559	PG560	PG561	PG562	PG563	PG564	PG565	PG566	PG567	PG568	PG569	PG570	PG571	PG572	PG573	PG574	PG575	PG576	PG577	PG578	PG579	PG580	PG581	PG582	PG583	PG584	PG585	PG586	PG587	PG588	PG589	PG590	PG591	PG592	PG593	PG594	PG595	PG596	PG597	PG598	PG599	PG600	PG601	PG602	PG603	PG604	PG605	PG606	PG607	PG608	PG609	PG610	PG611	PG612	PG613	PG614	PG615	PG616	PG617	PG618	PG619	PG620	PG621	PG622	PG623	PG624	PG625	PG626	PG627	PG628	PG629	PG630	PG631	PG632	PG633	PG634	PG635	PG636	PG637	PG638	PG639	PG640	PG641	PG642	PG643	PG644	PG645	PG646	PG647	PG648	PG649	PG650	PG651	PG652	PG653	PG654	PG655	PG656	PG657	PG658	PG659	PG660	PG661	PG662	PG663	PG664	PG665	PG666	PG667	PG668	PG669	PG670	PG671	PG672	PG673	PG674	PG675	PG676	PG677	PG678	PG679	PG680	PG681	PG682	PG683	PG684	PG685	PG686	PG687	PG688	PG689	PG690	PG691	PG692	PG693	PG694	PG695	PG696	PG697	PG698	PG699	PG700	PG701	PG702	PG703	PG704	PG705	PG706	PG707	PG708	PG709	PG710	PG711	PG712	PG713	PG714	PG715	PG716	PG717	PG718	PG719	PG720	PG721	PG722	PG723	PG724	PG725	PG726	PG727	PG728	PG729	PG730	PG731	PG732	PG733	PG734	PG735	PG736	PG737	PG738	PG739	PG740	PG741	PG742	PG743	PG744	PG745	PG746	PG747	PG748	PG749	PG750	PG751	PG752	PG753	PG754	PG755	PG756	PG757	PG758	PG759	PG760	PG761	PG762	PG763	PG764	PG765	PG766	PG767	PG768	PG769	PG770	PG771	PG772	PG773	PG774	PG775	PG776	PG777	PG778	PG779	PG780	PG781	PG782	PG783	PG784	PG785	PG786	PG787	PG788	PG789	PG790	PG791	PG792	PG793	PG794	PG795	PG796	PG797	PG798	PG799	PG800	PG801	PG802	PG803	PG804	PG805	PG806	PG807	PG808	PG809	PG810	PG811	PG812	PG813	PG814	PG815	PG816	PG817	PG818	PG819	PG820	PG821	PG822	PG823	PG824	PG825	PG826	PG827	PG828	PG829	PG830	PG831	PG832	PG833	PG834	PG835	PG836	PG837	PG838	PG839	PG840	PG841	PG842	PG843	PG844	PG845	PG846	PG847	PG848	PG849	PG850	PG851	PG852	PG853	PG854	PG855	PG856	PG857	PG858	PG859	PG860	PG861	PG862	PG863	PG864	PG865	PG866	PG867	PG868	PG869	PG870	PG871	PG872	PG873	PG874	PG875	PG876	PG877	PG878	PG879	PG880	PG881	PG882	PG883	PG884	PG885	PG886	PG887	PG888	PG889	PG890	PG891	PG892	PG893	PG894	PG895	PG896	PG897	PG898	PG899	PG900	PG901	PG902	PG903	PG904	PG905	PG906	PG907	PG908	PG909	PG910	PG911	PG912	PG913	PG914	PG915	PG916	PG917	PG918	PG919	PG920	PG921	PG922	PG923	PG924	PG925	
----	-----	------	---------------	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	--


```

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)

```

```

from sklearn.naive_bayes import GaussianNB
from sklearn.impute import SimpleImputer

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

# Membuat model Naive Bayes
model = GaussianNB()

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

```

```

[ ] # Mengimputasi nilai yang hilang pada data pengujian
x_test_imputed = imputer.transform(x_test)

# Melakukan prediksi dengan data pengujian yang telah diimputasi
y_predict = model.predict(x_test_imputed)

```

```

# Menghitung akurasi
akurasi = sklearn.metrics.accuracy_score(y_test, y_predict)

# Menampilkan hasil akurasi
print(f"Akurasi: {akurasi}")

```

```

# Pastikan bahwa x_test adalah numpy array sebelum mengakses kolomnya
if not isinstance(x_test, np.ndarray):
    x_test = np.array(x_test)

# Pastikan bahwa y_test adalah numpy array sebelum membuat DataFrame
if not isinstance(y_test, np.ndarray):
    y_test = np.array(y_test)

# Buat DataFrame dengan hasil prediksi
results = pd.DataFrame({
    'Feature 1': x_test[:, 0],
    'Feature 2': x_test[:, 1],
    'Predicted': y_predict,
    'Actual': y_test
})

# Tampilkan DataFrame
print(results)

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

```

Lampiran 8. Hasil Akurasi Menggunakan SMOTE

Pembagian Data	Hasil Akurasi
90 : 10	89,1%
80 : 20	91,8%
70 : 30	91,3%

Lampiran 9. Permohonan Penelitian Kepada Kaprodi Informatika



UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH MAKASSAR
FAKULTAS TEKNIK
PROGRAM STUDI INFORMATIKA

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Nomor : 363/05/C.4-VI/V/45/2024
Lamp. :-
Hal : Pengantar Penelitian

Makassar, 27 Syawal 1445 H
06 Mei 2024 M

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: "*Analisis Umbalance Dengan Teknik Undersampling dan Oversampling Untuk Akurasi Naive Bayes*", Sehubungan hal tersebut, maka kami meminta kesediaan Bapak/Ibu agar kiranya berkenan membantu perihal surat tersebut. Bersama ini kami sampaikan mahasiswa(i):

No.	Stambuk	Nama
1.	105 84 11073 20	Reny Rahayu S.

Demikian surat kami atas perhatian dan kerja samanya kami haturkan banyak terima kasih.

Jazakumullah Khaeran Katsiran
Wassalamu 'Alaikum warahmatullah Wabarakatuh

Ketua Program Studi
Informatika
Mohyiddin A. M. Havat, S.Kom., MT.
NPM 150 4577

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





MAJELIS PENDIDIKAN TINGGI PIMPINAN PUSAT MUHAMMADIYAH
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH MAKASSAR

LEMBAGA PENELITIAN PENGEMBANGAN DAN PENGABDIAN KEPADA MASYARAKAT

Jl. Sultan Alauddin No. 259 Telp.066972 Fax (0411)865588 Makassar 90221 e-mail dp3m@unismuh.ac.id

Nomor : 4231/05/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 Teknik
Universitas Muhammadiyah Makassar
di -
Makassar

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ
Berdasarkan surat Dekan Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar, nomor: 363/05/C.4-VI/V/45/2024 tanggal 6 Mei 2023, menerangkan bahwa mahasiswa tersebut di bawah ini :

Nama : RENY RAHAYU S

No. Stambuk : 10584 1107320

Fakultas : Fakultas Teknik

Jurusan : Informatika

Pekerjaan : Mahasiswa

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

"ANALISIS UMBALANCE DENGAN TEKNIK UNDERSAMPLING DAN OVERSAMPLING UNTUK AKURASI NAIVE BAYES"

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 127761

Lampiran 11. Hasil Scan Plagiasi Per Bab



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 : Reny Rahayu . S

Nim : 105841107320

Program Studi : Teknik Informatika

Dengan nilai:

No	Bab	Nilai	Ambang Batas
1	Bab 1	10 %	10 %
2	Bab 2	17 %	25 %
3	Bab 3	7 %	10 %
4	Bab 4	10 %	10 %
5	Bab 5	5 %	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, 10 Agustus 2024

Mengetahui,

Kepala UPT- Perpustakaan dan Penerbitan,



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

BAB I Reny Rahayu . S - 105841107320

by Tahap Tutup

Submission date: 10-Aug-2024 08:29AM (UTC+0700)

Submission ID: 2429766994

File name: BAB_I_RENY_1.docx (25.85K)

Word count: 699

Character count: 4693

AB I Reny Rahayu . S - 105841107320

ORIGINALITY REPORT

10% SIMILARITY INDEX
10% INTERNET SOURCES
2% PUBLICATIONS
% STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1	eprints.pktj.ac.id Internet Source		3%
2	idr.uin-antasari.ac.id Internet Source		2%
3	core.ac.uk Internet Source		2%
4	repository.ibs.ac.id Internet Source		2%
5	www.slideshare.net Internet Source		2%

Exclude quotes On

Exclude bibliography On

Exclude matches < 2%

BAB II Reny Rahayu . S - 105841107320

by Tahap Tutup

Submission date: 10-Aug-2024 08:30AM (UTC+0700)

Submission ID: 2429767131

File name: BAB_II_RENY_1.docx (53.37K)

Word count: 3822

Character count: 26137

LAB II Reny Rahayu . S - 105841107320

ORIGINALITY REPORT

17% SIMILARITY INDEX
17% INTERNET SOURCES
8% PUBLICATIONS
% STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1	repository.its.ac.id Internet Source	3%
2	www.coursehero.com Internet Source	3%
3	media.neliti.com Internet Source	3%
4	jurnal.undhirabali.ac.id Internet Source	2%
5	repository.pip-semarang.ac.id Internet Source	2%
6	sistemasi.ftik.unisi.ac.id Internet Source	2%
7	text-id.123dok.com Internet Source	2%

Exclude quotes On

Exclude matches < 2%

Exclude bibliography On

BAB III Reny Rahayu . S - 105841107320

by Tahap Tutup

Submission date: 10-Aug-2024 08:30AM (UTC+0700)

Submission ID: 2429767329

File name: BAB_III_RENY_1.docx (161.51K)

Word count: 925

Character count: 6175

B III Reny Rahayu . S - 105841107320

ORIGINALITY REPORT

7%

SIMILARITY INDEX

5%

INTERNET SOURCES

5%

PUBLICATIONS

%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1

docplayer.info

Internet Source

2%

2

Ina Magdalena, Tasya Farlidy, Winda Yuliar.

"Perumusan dan Pengembangan Tujuan

Instruksional Khusus di SDN Sarakan 2", AS-

SABIQUN, 2020

Publication

2%

3

docobook.com

Internet Source

2%

4

repository.iainbengkulu.ac.id

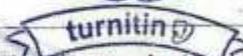
Internet Source

2%

Exclude quotes On

Exclude matches < 2%

Exclude bibliography On



BAB IV Reny Rahayu . S - 105841107320

by Tahap Tutup



Submission date: 09-Aug-2024 02:28PM (UTC+0700)

Submission ID: 2429434862

File name: BAB_IV_RENY.docx (116.15K)

Word count: 5999

Character count: 33569

IV Reny Rahayu . S - 105841107320

ORIGINALITY REPORT

10%

SIMILARITY INDEX

10%

INTERNET SOURCES

0%

PUBLICATIONS

%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1

digilibadmin.unismuh.ac.id
Internet Source

LULUS

10%



Exclude quotes On
Exclude bibliography On

Exclude matches < 2%



BAB V Reny Rahayu . S - 105841107320

by Tahap Tutup

Submission date: 09-Aug-2024 02:29PM (UTC+0700)

Submission ID: 2429435086

File name: BAB_V_RENY.docx (14.29K)

Word count: 144

Character count: 1012

AB V Reny Rahayu . S - 105841107320

ORIGINALITY REPORT

5%

SIMILARITY INDEX

5%

INTERNET SOURCES

0%

PUBLICATIONS

%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES



de.scribd.com

Internet Source



5%

Exclude quotes

Exclude bibliography

Exclude matches

< 2%

