

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Institusi pendidikan tinggi mengemban tanggung jawab strategis yang fundamental dalam ekosistem pembangunan sumber daya manusia [1]. Peran utama institusi adalah membimbing dan mencetak lulusan yang tidak hanya berkualitas secara akademis, tetapi juga mampu menyelesaikan studi mahasiswa dengan tepat waktu [2]. Kemampuan sebuah universitas untuk memastikan kelulusan yang efisien dan tepat waktu merupakan salah satu indikator kinerja utama. Hal ini merefleksikan efektivitas proses pendidikan dan sistem pendukung akademik yang dimiliki oleh institusi tersebut [3].

Tantangan dalam pengelolaan pendidikan tinggi tidak hanya terbatas pada penyampaian materi kurikulum, tetapi juga mencakup masalah kompleks terkait variabilitas kinerja mahasiswa yang dapat berujung pada keterlambatan studi atau bahkan *drop out* (DO) [4]. Kondisi ini semakin terlihat setelah periode pembelajaran yang terdampak pandemi Covid-19. Data dari Kementerian Pendidikan, Kebudayaan, Riset, dan Teknologi menunjukkan bahwa selama tahun 2020 hingga 2022 terjadi penurunan partisipasi pembelajaran tatap muka dan peningkatan beban adaptasi akademik dengan 94% perguruan tinggi beralih penuh ke pembelajaran daring pada 2020 [5]. Selain itu, laporan UNESCO mencatat bahwa lebih dari 1,5 miliar pelajar di seluruh dunia terdampak pembatasan aktivitas belajar, termasuk mahasiswa pendidikan tinggi [6]. Kondisi tersebut berpengaruh pada stabilitas capaian akademik, di mana beberapa universitas di Indonesia melaporkan kenaikan insiden mahasiswa tidak aktif dan cuti studi selama masa pandemi Covid-19. Salah satu laporan PDDIKTI tahun 2022 menunjukkan bahwa proporsi mahasiswa yang berstatus non-aktif meningkat dari 6,8% menjadi 10,3% dalam periode 2020–2022 [7].

Permasalahan umum yang sering muncul dalam proses pembinaan akademik adalah pendekatan yang masih reaktif. Sebagian besar perguruan tinggi

mengandalkan proses administrasi rutin seperti pengisian Kartu Rencana Studi (KRS) di awal semester [8]. Intervensi akademik biasanya diberikan setelah nilai mahasiswa menurun atau ketika Indeks Prestasi Semester (IPS) berada di bawah batas minimal. Pola ini selaras dengan temuan Kemendikbudristek, di mana sebagian besar prodi belum memiliki sistem pemantauan risiko akademik berbasis data, sehingga identifikasi masalah cenderung terjadi setelah mahasiswa berada pada fase kritis. Studi internal beberapa perguruan tinggi menunjukkan bahwa lebih dari 70% mahasiswa yang mengalami penurunan IPS selama dua semester berturut-turut tidak mendapatkan pembinaan sebelum masalah tersebut terakumulasi [9].

Permasalahan tersebut juga menjadi fokus utama di Universitas Multimedia Nusantara (UMN), khususnya pada program studi Sistem Informasi. Program studi ini memiliki tanggung jawab untuk memantau secara ketat kinerja akademik para mahasiswanya [10]. Pemantauan ini krusial untuk memastikan bahwa mahasiswa dapat menavigasi kurikulum yang kompleks dan lulus sesuai dengan durasi studi yang telah ditargetkan. Kegagalan dalam memantau dapat berdampak langsung pada angka kelulusan tepat waktu program studi.

Kekhususan penelitian ini terletak pada kohort mahasiswa yang dianalisis yaitu angkatan 2020 hingga 2024. Kelompok tersebut merupakan angkatan yang mengikuti proses pembelajaran ketika pandemi Covid-19 berlangsung pada periode 2020 hingga 2022. Pada rentang waktu tersebut, aktivitas akademik mengalami perubahan signifikan dari perkuliahan tatap muka menjadi pembelajaran jarak jauh penuh, kemudian beralih kembali menuju skema *hybrid* atau asinkron. Pergeseran sistem pembelajaran dalam periode tersebut menghasilkan variasi kondisi akademik yang berbeda dibandingkan angkatan lain, sehingga diperlukan mekanisme pemantauan yang lebih cermat dan bersifat prediktif [10].

Di program studi Sistem Informasi UMN, proses bimbingan yang masih bersifat reaktif terbukti kurang memadai untuk menangani kohort dengan karakteristik kompleks ini. Ketergantungan pada identifikasi masalah secara manual menyebabkan jeda waktu yang cukup panjang antara munculnya indikasi penurunan performa akademik dengan penerapan langkah pembinaan. Jeda ini

berpotensi membuat kondisi akademik semakin sulit dikendalikan apabila tidak segera ditindaklanjuti [10].

Akibat dari proses yang reaktif tersebut, muncul kebutuhan yang sangat jelas akan adanya sebuah sistem yang proaktif dan berbasis data. Program studi Sistem Informasi UMN memerlukan sebuah alat bantu yang dapat memberikan peringatan dini (*early warning*) mengenai potensi masalah akademik. Sistem ini harus mampu melakukan prediksi kinerja akademik mahasiswa pada tahap sedini mungkin, memungkinkan dosen pembimbing untuk melakukan intervensi yang preventif, bukan sekadar kuratif.

Sejumlah penelitian sebelumnya memberikan gambaran awal mengenai pendekatan yang dapat digunakan untuk memprediksi kinerja akademik. Salah satunya membahas upaya memprediksi ketepatan waktu kelulusan pada tingkat sekolah menengah pertama. Pendekatan yang digunakan adalah model klasifikasi XGBoost dan *Random Forest* dengan hasil evaluasi yang sangat tinggi di mana Random Forest mencapai akurasi 99,5%. Kinerja tersebut menunjukkan bahwa metode *ensemble* mampu bekerja dengan baik pada data pendidikan. Namun, penelitian tersebut masih memiliki keterbatasan dalam tahap praproses karena penanganan ketidakseimbangan data dilakukan dengan *random oversampling* yang berisiko menghasilkan duplikasi data dan menurunkan kemampuan generalisasi [11]. Temuan ini tetap bermanfaat karena memperlihatkan potensi model berbasis *decision tree*, tetapi sekaligus menunjukkan perlunya teknik *balancing* yang lebih tepat untuk mengurangi risiko bias yang kemudian menjadi salah satu fokus dalam penelitian ini.

Selain itu, upaya memprediksi Indeks Prestasi Kumulatif di salah satu universitas menggunakan XGBoost yang dioptimalkan dengan Optuna. Pendekatan tersebut menghasilkan peningkatan kinerja yang signifikan, dengan nilai R^2 mencapai 0,8456. Hasil ini menggambarkan bahwa pencarian *hyperparameter* secara sistematis mampu memberikan peningkatan yang jelas dibandingkan model *baseline* [10]. Walaupun demikian, terbatas pada prediksi regresi dan menggunakan fitur yang sudah diagregasi, sehingga pola perubahan akademik antarsemester

belum dapat diamati secara detail. Keterbatasan ini memberikan gambaran bahwa pemanfaatan fitur mentah dan rekayasa fitur dinamis dapat memberikan nilai tambah pada penelitian berikutnya.

Selain itu, penggunaan pendekatan *deep learning* melalui model *Convolutional Neural Network* 2D untuk memprediksi kinerja akademik mahasiswa. Proses konversi data numerik menjadi representasi visual memungkinkan model tersebut mencapai akurasi 88%, sekaligus mengungguli beberapa model tradisional seperti *Decision Tree* dan *Artificial Neural Network*. Pendekatan ini memperlihatkan potensi pemanfaatan arsitektur yang lebih kompleks untuk mempelajari pola performa mahasiswa [12]. Namun, penelitian tersebut tidak menyediakan interpretasi terhadap kontribusi setiap fitur sehingga model yang dihasilkan sulit dijelaskan. Kekurangan ini menegaskan urgensi penggunaan metode interpretasi pada penelitian ini agar model yang dibangun dapat memberikan alasan prediksi yang jelas dan mudah dipahami oleh pemangku kepentingan.

Berdasarkan tinjauan tersebut, rumusan masalah secara umum dalam penelitian ini adalah "Bagaimana merancang sebuah model prediksi yang optimal dan dapat diinterpretasi untuk memprediksi kinerja akademik mahasiswa Sistem Informasi UMN dengan menggunakan dataset yang berukuran kecil dan tidak seimbang?" Pertanyaan ini dirancang untuk secara langsung menjawab kesenjangan penelitian yang telah diidentifikasi sebelumnya. Kesenjangan tersebut mencakup metodologi data maupun implementasi praktis di lingkungan akademik.

Penelitian ini hadir untuk menjembatani kesenjangan pertama, yaitu ketergantungan pada fitur statis. Terdapat kelangkaan penelitian yang mengeksplorasi rekayasa fitur (*feature engineering*) secara mendalam dari data transkrip mentah yang *granular*. Data mentah per mata kuliah ini sesungguhnya mengandung informasi yang kaya. Hipotesisnya adalah bahwa fitur-fitur dinamis, seperti tren kinerja (misalnya, kemiringan nilai dari waktu ke waktu) atau pola perilaku studi (seperti frekuensi pengambilan ulang mata kuliah), memiliki potensi

prediktif yang tinggi tetapi sering terabaikan, seperti yang terlihat pada penelitian sebelumnya yang masih menggunakan fitur agregat [12].

Penelitian ini juga secara fundamental hadir untuk menjembatani kesenjangan kedua, yaitu aspek interpretabilitas. Fokus penelitian sebelumnya yang hanya berhenti pada metrik akurasi menciptakan diskoneksi antara luaran teknis model dan kebutuhan praktis dosen pembimbing akademik. Dosen pembimbing tidak hanya memerlukan informasi siapa yang berisiko, tetapi juga mengapa mahasiswa tersebut berisiko. Ini merupakan sebuah kelemahan yang diakui dalam penelitian *deep learning* sebelumnya yang tidak menginvestigasi dampak fitur.

Tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan sebuah model prediksi yang valid secara ilmiah. Model ini harus mampu memprediksi status kelulusan mahasiswa program studi Sistem Informasi di UMN. Secara praktis, tujuannya adalah untuk membangun sebuah purwarupa Sistem Peringatan Dini (*Early Warning System - EWS*) fungsional untuk mengidentifikasi mahasiswa berisiko *drop out* (DO) atau mengalami keterlambatan kelulusan.

Solusi yang ditawarkan untuk mencapai tujuan tersebut adalah melalui Optimasi Model Prediksi CatBoost. Algoritma CatBoost dipilih sebagai model utama karena karakteristiknya yang unik dan sangat sesuai dengan tantangan data yang dihadapi. Pemilihan ini didasarkan pada beberapa alasan teknis yang kuat.

Alasan pertama pemilihan CatBoost adalah kemampuannya dalam mengatasi tantangan dataset kecil dan risiko *overfitting*. CatBoost memiliki mekanisme regularisasi internal yang kuat. Fitur ini membuatnya lebih tangguh dan resilien terhadap *overfitting* dibandingkan banyak algoritma lain ketika dilatih pada dataset dengan jumlah sampel yang sangat terbatas [13].

Alasan kedua adalah kemampuan CatBoost untuk menangani fitur kategorikal secara otomatis. Sebagian besar algoritma *machine learning* mengharuskan fitur kategorikal (seperti asal daerah atau jenis sekolah) untuk diubah terlebih dahulu melalui proses *preprocessing* yang rumit. CatBoost dapat menangani fitur-fitur ini secara internal, yang secara signifikan menyederhanakan dan mempercepat alur kerja *preprocessing* data [14].

Untuk mengatasi tantangan data-sentris kedua, yaitu ketidakseimbangan kelas, penelitian ini akan mengimplementasikan *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE). Teknik ini akan diterapkan secara khusus pada data pelatihan. Tujuannya adalah untuk menyeimbangkan distribusi kelas sebelum data tersebut diberikan kepada model CatBoost. Pemilihan SMOTE didasarkan pada keunggulannya dibandingkan metode *Random Over-sampling* yang sederhana, yang hanya menduplikasi data dan berisiko tinggi *overfitting* seperti yang teridentifikasi pada penelitian sebelumnya [15].

Kontribusi keilmuan pertama dari penelitian ini adalah pengembangan sebuah metodologi rekayasa fitur dinamis. Metodologi ini akan mengekstraksi wawasan baru dari data transkrip mentah, melampaui fitur-fitur statis yang umum digunakan. Kontribusi kedua yang menjadi inti dari kebaruan penelitian ini adalah penerapan Interpretasi SHAP (*SHapley Additive exPlanations*) untuk "membuka kotak hitam" dari model CatBoost yang telah dioptimasi.

Diharapkan melalui kombinasi dua kontribusi ini, penelitian akan menghasilkan sebuah model yang tidak hanya akurat dalam memprediksi siapa mahasiswa yang berisiko, tetapi juga mampu memberikan penjelasan rinci mengapa prediksi tersebut dibuat. Luaran ini diharapkan dapat memberikan wawasan yang dapat ditindaklanjuti (*actionable insights*) bagi program studi Sistem Informasi UMN. Pada akhirnya wawasan ini dapat digunakan untuk merancang intervensi yang lebih efektif dan personal, membantu membimbing lebih banyak mahasiswa menuju kelulusan yang tepat waktu.

1.2 Rumusan Masalah

Berikut adalah rumusan masalah yang akan dibahas dalam penelitian ini:

1. Bagaimana performa model CatBoost dalam memprediksi status kelulusan mahasiswa pada data akademik yang tidak seimbang?
2. Bagaimana mana model optimasi Catboost dapat mendukung mekanisme *Early Warning System* di Program Studi Sistem Informasi UMN?

3. Apa saja faktor akademik yang paling berpengaruh terhadap prediksi status kelulusan mahasiswa berdasarkan interpretasi SHAP terhadap hasil prediksi model Catboost?

1.3 Batasan Masalah

Untuk menjaga agar penelitian ini tetap fokus dan terarah sesuai dengan tujuan yang telah dirumuskan maka ditetapkan beberapa batasan masalah (ruang lingkup) sebagai berikut:

1. Berfokus pada Penggunaan *Framework* CRISP-DM

Penelitian ini dibatasi pada penggunaan kerangka kerja CRISP-DM sebagai metodologi utama. Tahapan yang dicakup meliputi *Business Understanding*, *Data Understanding*, *Data Preparation*, *Modeling*, dan *Evaluation*. Tahap *Deployment* dalam pengertian implementasi sistem secara operasional penuh tidak menjadi fokus utama penelitian ini, meskipun prototipe antarmuka sederhana ditampilkan untuk mendemonstrasikan hasil model.

2. Data Internal Mahasiswa Sistem Informasi Universitas Multimedia Nusantara 2020-2024

Data yang digunakan terbatas pada data akademik internal mahasiswa Program Studi Sistem Informasi Universitas Multimedia Nusantara angkatan 2020 hingga 2024. Data mencakup riwayat nilai, indeks prestasi, jumlah pengambilan dan pengulangan mata kuliah, serta atribut akademik pendukung lainnya. Data bersifat studi kasus dan kontekstual terhadap kebijakan akademik serta kurikulum di lingkungan UMN, sehingga hasil penelitian tidak secara langsung digeneralisasikan ke institusi lain tanpa proses validasi tambahan.

3. Berfokus pada penggunaan model CatBoost

Pemodelan dalam penelitian ini dibatasi pada penggunaan algoritma CatBoost sebagai model klasifikasi utama. Penelitian tidak melakukan perbandingan kinerja secara luas dengan algoritma lain seperti XGBoost, *Random Forest*, SVM, atau *Neural Network*. Fokus diarahkan pada eksplorasi, optimasi, dan interpretasi satu algoritma yang konsisten

agar analisis performa dan perilaku model dapat dilakukan secara lebih mendalam.

4. Metrik Evaluasi Kinerja Model

Proses evaluasi model dibatasi pada penggunaan metrik-metrik yang relevan untuk tugas prediksi, terutama dalam data yang tidak seimbang. Mengingat bahwa akurasi saja bisa menyesatkan, evaluasi utama akan berfokus pada *Confusion Matrix* dan metrik-metrik turunannya. Metrik kinerja kunci yang akan dilaporkan dan dianalisis adalah Akurasi (*Accuracy*), *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*, dengan penekanan khusus pada nilai rata-rata *Macro F1-Score* untuk menilai kinerja model secara adil di semua kelas, termasuk kelas minoritas.

5. Arsitektur Sistem Peringatan Dini (*Early Warning Systems*; EWS)

Pembatasan pada tiga titik evaluasi, yaitu akhir Semester 2, 4, dan 6, ditetapkan agar pengembangan model prediktif selaras dengan pola akademik yang berlaku di Program Studi Sistem Informasi UMN. Ketiga semester tersebut merupakan titik evaluasi formal yang digunakan dalam proses *monitoring* perkembangan mahasiswa. Pada akhir Semester 2, mahasiswa umumnya telah menyelesaikan fase adaptasi awal sehingga indikator risikonya mulai terbentuk. Semester 4 menandai pertengahan masa studi ketika pola akademik sudah lebih stabil dan dapat dievaluasi secara lebih menyeluruh. Semester 6 menjadi periode penting sebelum mahasiswa memasuki tahap penyelesaian studi. Dengan mempertimbangkan ketiga posisi ini sebagai bagian dari alur evaluasi resmi, penelitian difokuskan pada titik yang paling relevan untuk pemantauan progres dan pengambilan keputusan akademik. Selain itu, pembatasan ini menjaga ruang lingkup penelitian tetap terarah dan memungkinkan proses perancangan model dilakukan secara lebih sistematis tanpa menambah kompleksitas dari *snapshot* semester lain.

6. Definisi Variabel Target (Kelas)

Penelitian ini dirancang sebagai masalah klasifikasi multi-kelas (*multinomial classification*). Variabel target (dependen) yang akan diprediksi adalah status akhir kelulusan mahasiswa. Status ini secara ketat

dikategorikan ke dalam empat kelas diskrit yang telah ditentukan secara administratif, yaitu Lulus Lebih Awal, Lulus Tepat Waktu, Lulus Tidak Tepat Waktu, dan *Drop Out* (DO). Penelitian ini tidak mencakup prediksi variabel target lain, seperti prediksi regresi untuk nilai IPK atau prediksi klasifikasi biner sederhana (misalnya, Lulus vs. Tidak Lulus).

1.4 Tujuan dan Manfaat Penelitian

Berikut merupakan tujuan dan manfaat yang didapatkan dari penelitian ini.

1.4.1 Tujuan Penelitian

1. Mengevaluasi performa model CatBoost dalam memprediksi status kelulusan mahasiswa Sistem Informasi Universitas Multimedia Nusantara pada data akademik yang memiliki distribusi kelas tidak seimbang, sebagai dasar pengembangan sistem prediksi risiko akademik.
2. Merancang dan mengoptimasi model CatBoost agar mampu memberikan performa prediksi yang stabil dan andal pada dataset berukuran terbatas, sehingga model yang dihasilkan dapat mendukung penerapan mekanisme *Early Warning System* (EWS) di Program Studi Sistem Informasi.
3. Mengidentifikasi faktor-faktor akademik yang paling berpengaruh terhadap prediksi status kelulusan mahasiswa melalui penerapan metode interpretasi SHAP, sehingga hasil prediksi model dapat dijelaskan dan dimanfaatkan sebagai dasar pengambilan keputusan akademik.

1.4.2 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat yang signifikan, baik secara teoretis bagi pengembangan keilmuan, secara praktis bagi institusi, maupun secara teknis bagi pengembangan teknologi *data science* di bidang pendidikan.

1. Manfaat Akademik

Secara akademik, penelitian ini berkontribusi dalam beberapa aspek:

a) Pengembangan Bidang EDM

Menambah khazanah keilmuan dalam bidang *Educational Data Mining* (EDM), khususnya dalam studi kasus di perguruan tinggi Indonesia yang memiliki karakteristik data unik (volume kecil dan tidak seimbang).

b) Validasi Metodologi

Memberikan bukti empiris mengenai efektivitas kombinasi metodologi spesifik, yaitu penggunaan algoritma CatBoost yang dioptimalkan, penanganan data tidak seimbang menggunakan SMOTE, dan rekayasa fitur dinamis dari data transkrip mentah.

c) Studi Interpretasi Model

Menjadi studi kasus penerapan interpretasi SHAP untuk "membuka kotak hitam" (*black box*) pada model *gradient boosting* dalam domain akademik. Hal ini menjembatani kesenjangan teoretis antara model yang hanya berfokus pada akurasi tinggi dengan kebutuhan akan model yang dapat dijelaskan (*explainable*).

2. Manfaat Praksis

Secara praksis, hasil penelitian ini diharapkan dapat digunakan secara nyata oleh pemangku kepentingan di lingkungan universitas.

a) Bagi Program Studi

Menyediakan sebuah purwarupa Sistem Peringatan Dini (EWS) yang fungsional. Alat bantu ini dapat digunakan program studi Sistem Informasi UMN untuk mengidentifikasi mahasiswa berisiko secara proaktif, sehingga dapat merumuskan kebijakan intervensi yang lebih strategis untuk meningkatkan angka kelulusan tepat waktu.

b) Bagi Dosen Pembimbing Akademik

Memberikan wawasan yang dapat ditindaklanjuti (*actionable insights*). Melalui interpretasi SHAP, dosen dapat memahami faktor-faktor spesifik (misalnya, tren nilai yang menurun atau jumlah mata kuliah yang diulang) yang menyebabkan seorang mahasiswa diprediksi berisiko. Hal ini memungkinkan intervensi

yang bersifat personal dan tepat sasaran, alih-alih pendekatan reaktif yang umum.

c) Bagi Mahasiswa

Secara tidak langsung, mahasiswa (khususnya yang teridentifikasi berisiko) akan menjadi penerima manfaat utama dari sistem ini. Dengan adanya intervensi dini dari program studi, mahasiswa mendapatkan dukungan akademik yang lebih terfokus, sehingga memperbesar peluang mereka untuk mengatasi kesulitan dan berhasil menyelesaikan studi tepat waktu.

3. Manfaat Pengembangan Teknologi

Dari sisi pengembangan teknologi dan rekayasa data, penelitian ini menghasilkan manfaat berikut.

a) Arsitektur Model

Menghasilkan sebuah cetak biru (*blueprint*) arsitektur model *machine learning* yang teruji untuk data akademik. Arsitektur ini mengintegrasikan alur kerja mulai dari *preprocessing* (termasuk SMOTE), pemodelan (CatBoost), hingga *post-processing* (interpretasi SHAP) yang dapat diadaptasi oleh pengembang EWS di topik serupa.

b) Alur Kerja Rekayasa Fitur

Mengembangkan artefak berupa logika dan skrip untuk *pipeline* rekayasa fitur (*feature engineering*). Alur kerja ini menunjukkan cara mengubah data transaksional yang kompleks (transkrip mentah per mata kuliah) menjadi sebuah *dataset* agregat yang informatif dan siap digunakan untuk pemodelan, yang berpotensi untuk diotomatisasi.

c) Validasi Tumpukan Teknologi

Memvalidasi efektivitas penggunaan tumpukan teknologi (*tech stack*) spesifik (CatBoost dan SHAP) untuk menyelesaikan masalah prediksi kinerja akademik yang dapat menjadi referensi bagi praktisi *data science* di bidang pendidikan.

1.5 Sistematika Penulisan

Penulisan karya ilmiah ini mengikuti *template* yang telah distandarisasi oleh Program Studi Sistem Informasi di Universitas Multimedia Nusantara. *Template* ini dirancang untuk mempermudah pemahaman dan memvisualisasikan pembahasan secara keseluruhan dalam karya ilmiah ini. Karya ilmiah ini terdiri dari lima bab utama, dengan sistematika penulisan sebagai berikut:

BAB 1 PENDAHULUAN

Bab ini berisi penjelasan mengenai alasan pemilihan topik penelitian ini. Pendahuluan mencakup latar belakang, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, dan sistematika penulisan.

BAB II LANDASAN TEORI

Bab ini menguraikan teori-teori yang relevan dengan topik penelitian yang dilakukan. Selain itu, penelitian terdahulu juga diulas sebagai dasar untuk mendukung penelitian yang sedang dilakukan.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini menjelaskan mengenai objek penelitian serta metode atau tahapan yang digunakan dalam penelitian. Pembahasan meliputi teknik pengumpulan data, variabel penelitian, dan metode analisis data yang diterapkan.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN PENELITIAN

Bab ini memaparkan proses yang dijelaskan dalam bab metodologi untuk mencapai tujuan penelitian.

BAB V SIMPULAN DAN SARAN

Pada bab ini disajikan kesimpulan yang diperoleh dari penelitian secara keseluruhan, serta memberikan saran untuk penelitian selanjutnya yang berkaitan dengan topik yang sama.