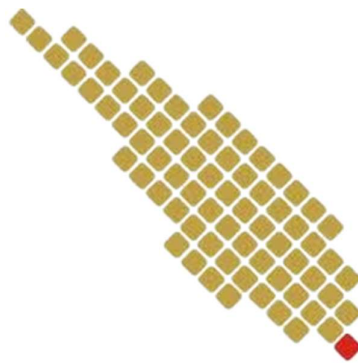


LAPORAN TUGAS BESAR
Analisis Transisi Kategori Indeks Prestasi Mahasiswa
Menggunakan Model Rantai Markov
(Studi Kasus: Mahasiswa Sains Data ITERA Angkatan 2022)

Laporan ini dibuat untuk memenuhi tugas pada mata kuliah Pemodelan Stokastik

Dibimbing oleh: **Ibu Mika Alvionita S, M.Si dan Ibu Indah Suciati, M.Mat.**



Oleh:

1. Eksanty F Sugma Islamiaty (122450001)
2. Arafı Ramadhan Maulana (122450002)
3. Kayla Amanda Sukma (122450086)
4. Aditya Rahman (122450113)

PROGRAM STUDI SAINS DATA
FAKULTAS SAINS
INSTITUT TEKNOLOGI SUMATERA
2025

DAFTAR ISI

DAFTAR ISI.....	i
DAFTAR TABEL.....	iii
DAFTAR GAMBAR.....	iv
ABSTRAK.....	v
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah	2
1.3 Tujuan Penelitian.....	2
1.4 Manfaat Penelitian.....	3
BAB II Tinjauan Pustaka.....	4
2.1 Penelitian Terdahulu.....	4
2.2 Proses Stokastik.....	5
2.2 Rantai Markov	6
2.2.1 Definisi Rantai Markov.....	6
2.2.2 State Space.....	6
2.2.3 Matriks Probabilitas Transisi.....	7
2.2.4 Peluang Transisi n-Langkah (Chapman–Kolmogorov).....	7
2.2.5 Keadaan Tetap (Steady State).....	7
2.2.6 Irreducibility dan Periodicity.....	8
2.2.7 Simulasi Monte Carlo	8
2.3 Indeks Prestasi.....	9
BAB III METODOLOGI	11
3.1 Jenis Data.....	11
3.2 Teknik Pengumpulan.....	11
3.3 Variabel yang Diamati.....	11
3.4 Diagram Alir.....	12
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....	14

4.1 Deskripsi Data	14
4.2 Hasil Perhitungan atau Simulasi.....	15
4.2.1 Frekuensi Transisi	15
4.2.2 Matriks Transisi Probabilitas	16
4.2.3 Diagram Transisi.....	16
4.2.4 Peluang Transisi n -langkah.....	17
4.2.5 Probabilitas Keadaan Tetap	17
4.2.6 Validasi Monte Carlo	18
4.2.7 Waktu Rata-Rata Perpindahan Antar <i>State</i>	19
4.3 Interpretasi Hasil.....	19
4.4 Diskusi	20
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	22
5.1 Kesimpulan.....	22
5.2 Saran	23
DAFTAR PUSTAKA	24

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu.....	4
Tabel 3. 1 State yang digunakan dalam Rantai Markov.....	12
Tabel 4. 1 Hasil Kuesioner	14
Tabel 4. 2 Validasi Monte Carlo	18

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3. 1 Diagram Alir	12
Gambar 4. 1 Visualisasi distribusi kategori IP mahasiswa per semester.....	15
Gambar 4. 2 Diagram transisi IP mahasiswa.....	16
Gambar 4. 3 Distribusi steady state IP mahasiswa	17

ABSTRAK

Penelitian ini menganalisis perkembangan Indeks Prestasi (IP) mahasiswa Sains Data ITERA angkatan 2022 menggunakan pendekatan Rantai Markov berdasarkan data kuesioner dari 103 responden yang memuat IP semester 1 hingga semester 6. Setiap IP diklasifikasikan ke dalam empat *state* untuk memodelkan pola perpindahan antar kategori. Hasil analisis menunjukkan adanya pergeseran proporsi mahasiswa dari *state* C pada semester awal menuju *state* A dan B pada semester-semester berikutnya, dengan matriks probabilitas transisi yang bersifat *irreducible*. Peluang transisi dua dan tiga langkah digunakan untuk memprediksi distribusi IP pada semester yang akan datang. Berdasarkan distribusi stasionernya, diperkirakan 56 mahasiswa akan berada pada kategori A (3.26 - 4.00), 31 pada kategori B (2.76 - 3.25), 14 pada kategori C (2.01 - 2.75), dan 2 mahasiswa pada kategori D (1.01 - 2.00). Validasi dengan Monte Carlo untuk semester 7 dan 8 menunjukkan hasil yang mendekati antara data analitik dan simulasi, artinya model berhasil membuat prediksi.

Kata kunci: Indeks prestasi, rantai markov, transi

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Indeks Prestasi (IP) menjadi salah satu penanda utama untuk menilai stabilitas belajar, adaptasi terhadap beban mata kuliah, serta efektivitas proses pembelajaran di perguruan tinggi [1]. IP berfungsi sebagai salah satu alat ukur utama prestasi di bidang akademik atau pendidikan. Perubahan kategori IP dari semester ke semester memberi petunjuk penting tentang risiko penurunan maupun peluang peningkatan prestasi, sehingga perguruan tinggi membutuhkan pemantauan berkala untuk memahami perkembangan akademik mahasiswa secara menyeluruh [2].

IP mahasiswa setiap semester cenderung tidak stabil atau mengalami perubahan, baik berupa kenaikan maupun penurunan [2]. Perubahan nilai ini memiliki pengaruh signifikan terhadap Indeks Prestasi Kumulatif (IPK) yang akan diperoleh saat kelulusan. Salah satu pendekatan yang banyak digunakan dalam menganalisis perubahan status dari waktu ke waktu terletak pada penggunaan model Rantai Markov. Metode ini memanfaatkan kondisi saat ini untuk memprediksi kondisi periode berikutnya, dalam penelitian ini digunakan untuk mempelajari perubahan kategori IP antar semester (*Discrete-time Markov chain*) [1]. Proses ini tergolong proses stokastik yang memiliki ruang *state* dan parameter diskrit. Sifat dasar Rantai Markov menegaskan bahwa perilaku probabilistik suatu proses pada periode berikutnya hanya ditentukan oleh kondisi saat ini, bukan oleh peristiwa sebelumnya, sehingga dalam konteks akademik IP pada semester ke- $(n+1)$ bergantung pada IP mahasiswa pada semester ke- n [2].

Transisi kategori IP memiliki pola yang cenderung stabil, di mana sebagian besar mahasiswa mempertahankan kategorinya dari semester ke semester, sementara perpindahan ke kategori yang lebih tinggi atau lebih rendah terjadi

dalam jumlah yang lebih sedikit [1]. Penelitian berbasis Rantai Markov memberi manfaat penting, terutama dalam menganalisis probabilitas transisi IP sehingga program studi dapat lebih cepat mengenali mahasiswa yang berpotensi stagnan atau mengalami penurunan prestasi. Penelitian sebelumnya menggunakan perkembangan IP sebagai landasan dalam menyusun kebijakan akademik [2].

Penelitian pada mahasiswa Sains Data ITERA angkatan 2022 dengan data IP semester 1 hingga 6 penting dilakukan, karena telah melalui masa awal hingga pertengahan perkuliahan yang memerlukan penyesuaian pada kurikulum, cara belajar, beban satuan kredit semester (sks), dan perkembangan materi. Analisis transisi kategori IP selama enam semester memperlihatkan pola perubahan yang terjadi dari waktu ke waktu. Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini bertujuan mengukur probabilitas perpindahan antar kategori IP, melihat pola kestabilan atau perubahan, dan memprediksi distribusi IP pada semester berikutnya menggunakan model Rantai Markov.

1.2 Rumusan Masalah

1. Bagaimana pola transisi kategori IP mahasiswa Sains Data ITERA angkatan 2022 dari semester 1 hingga semester 6?
2. Berapa besar probabilitas perpindahan antar kategori IP pada setiap semester berdasarkan model Rantai Markov?
3. Bagaimana prediksi distribusi kategori IP mahasiswa pada semester berikutnya menggunakan model Rantai Markov?

1.3 Tujuan Penelitian

1. Mengidentifikasi pola transisi kategori IP mahasiswa Sains Data ITERA angkatan 2022 selama enam semester.
2. Mengukur probabilitas perpindahan antar kategori IP pada setiap semester melalui pendekatan Rantai Markov.

3. Memprediksi distribusi kategori IP mahasiswa pada semester berikutnya menggunakan model Rantai Markov.

1.4 Manfaat Penelitian

1. Memberikan kontribusi pada pengembangan dalam bidang statistika, khususnya penerapan proses stokastik dan model Rantai Markov dalam topik pendidikan.
2. Menyediakan informasi yang dapat digunakan program studi untuk memahami perubahan IP mahasiswa dari waktu ke waktu.
3. Menjadi bahan evaluasi bagi mahasiswa maupun dosen wali akademik dalam mengontrol dan memahami perkembangan IP.

BAB II

Tinjauan Pustaka

2.1 Penelitian Terdahulu

Sebagai acuan untuk penelitian ini, beberapa studi terdahulu telah mengaplikasikan Model Rantai Markov untuk menganalisis dan memprediksi kinerja akademik mahasiswa. Penelitian-penelitian ini tidak hanya memodelkan progres dari satu level ke level berikutnya, tetapi secara spesifik berfokus pada transisi antar-kategori prestasi mahasiswa. Adapun ringkasan dari penelitian terdahulu pada Tabel 2.1 berikut.

Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu

No.	Penulis (Tahun)	Judul	Metode	Hasil Penelitian
1.	Mardhiyah, A. et al. (2015)	Peramalan Indeks Prestasi Mahasiswa Menggunakan Rantai Markov (Studi Kasus: Mahasiswa Matematika UNAND)	Rantai Markov Waktu Diskrit	Model Rantai Markov berhasil menghitung Matriks Probabilitas Transisi antar- kategori IP antar-semester dan digunakan untuk meramalkan distribusi jumlah mahasiswa di setiap kategori IP (A, B, C) untuk periode mendatang [1].
2.	Rosalindari, A. et al. (2021)	Prediksi Predikat Kelulusan Mahasiswa dengan Rantai Markov dan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Indeks Prestasi Mahasiswa	Rantai Markov & Regresi Logistik.	Model Markov terbukti efektif memprediksi Predikat Kelulusan mahasiswa (Pujian memiliki peluang transisi tertinggi) [2].
3.	Wang, L. et al. (2021)	Using Markov chain model to evaluate medical students' trajectory on progress tests and predict USMLE step 1 scores	Model Rantai Markov	Penelitian ini berhasil mengkuantifikasi lintasan belajar mahasiswa (transisi antar-kategori kinerja) [3].

2.2 Proses Stokastik

Proses stokastik merupakan model matematis yang menggambarkan bagaimana suatu sistem berkembang secara acak dari waktu ke waktu. Secara formal, proses stokastik direpresentasikan sebagai suatu koleksi variabel acak:

$$\{X(t), t \in T\} \quad (1)$$

di mana setiap $X(t)$ menyatakan keadaan sistem pada waktu t . Himpunan waktu T dapat berbentuk diskrit (misalnya semester ke-1, semester ke-2, dan seterusnya) ataupun kontinu.

Perilaku proses stokastik dapat dijelaskan melalui fungsi distribusi peluang bersama:

$$FX(t_1), \dots, X(t_n)(x_1, \dots, x_n) = P(X(t_1) \leq x_1, \dots, X(t_n) \leq x_n) \quad (2)$$

yang menggambarkan hubungan probabilistik antara variabel acak pada berbagai titik waktu.

Jika waktu bersifat diskrit, maka proses dapat dituliskan sebagai:

$$\{X_0, X_1, X_2, \dots\} \quad (3)$$

sedangkan jika bersifat kontinu, maka ditulis sebagai:

$$\{X(t): t \geq 0\} \quad (4)$$

Perbedaan ini menentukan metode analisis yang digunakan. Fenomena akademik seperti perubahan Indeks Prestasi (IP) mahasiswa terjadi setiap akhir semester, sehingga sesuai dimodelkan sebagai proses stokastik waktu-diskrit.

Dalam proses stokastik juga dikenal fungsi peluang perpindahan:

$$P(X(t+s) = j \mid X(t) = i) \quad (5)$$

yang menyatakan peluang berpindah dari suatu keadaan ke keadaan lain dalam selang waktu tertentu. Konsep ini merupakan fondasi bagi berbagai model stokastik, termasuk proses Poisson, Birth–Death Process, dan model-model probabilistik lain yang memanfaatkan struktur transisi antar keadaan.

Selain itu, proses stokastik dapat diklasifikasikan berdasarkan state space. Jika state space bersifat diskrit–berhingga, maka proses dapat dianalisis menggunakan matriks peluang. Jika state space kontinu, maka analisis menggunakan fungsi densitas atau laju perubahan (rates). Secara umum, proses

stokastik menyediakan kerangka analitis untuk menilai bagaimana probabilitas suatu keadaan berubah melalui waktu.

Dalam konteks penelitian ini, perkembangan Indeks Prestasi (IP) mahasiswa merupakan contoh proses stokastik waktu-diskrit, karena nilai diperbarui secara berkala tiap semester dan bersifat acak. Proses stokastik kemudian menjadi dasar yang melandasi penggunaan rantai Markov, di mana analisis diarahkan pada probabilitas perubahan state IP dari waktu ke waktu.

2.2 Rantai Markov

2.2.1 Definisi Rantai Markov

[4]Rantai Markov merupakan bentuk khusus dari proses stokastik waktu-diskrit yang memiliki sifat bahwa keadaan pada waktu berikutnya hanya dipengaruhi oleh keadaan saat ini. Sifat ini dikenal sebagai *memoryless property* atau sifat tanpa ingatan. Secara matematis, sifat tersebut dirumuskan sebagai:

$$P(X_{n+1} = j \mid X_n = i, X_{n-1}, \dots, X_0) = P(X_{n+1} = j \mid X_n = i) \quad (6)$$

Artinya, probabilitas mahasiswa berpindah ke kategori IP tertentu pada semester berikutnya hanya ditentukan oleh kategorinya saat ini, bukan oleh IP semester 1, 2, atau semester jauh sebelumnya.

2.2.2 State Space

Rantai Markov bekerja pada himpunan keadaan yang disebut state space. State space dapat berupa himpunan berhingga, tak berhingga, diskrit, atau kontinu, tergantung pada fenomena yang sedang dimodelkan. Setiap state merepresentasikan kondisi sistem pada periode tertentu. Pengelompokan state secara diskrit memungkinkan representasi sistem dalam bentuk perpindahan antar-keadaan, sehingga dapat dianalisis menggunakan matriks probabilitas transisi.

2.2.3 Matriks Probabilitas Transisi

Peluang berpindah dari state i ke state j dalam satu langkah dinyatakan sebagai:

$$p_{ij} = P(X_{n+1} = j \mid X_n = i) \quad (7)$$

Seluruh probabilitas satu langkah ini disusun dalam sebuah matriks probabilitas transisi, yaitu:

$$P = \begin{bmatrix} p_{11} & \cdots & p_{1k} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{k1} & \cdots & p_{kk} \end{bmatrix} \quad (8)$$

dengan syarat bahwa setiap baris memiliki total peluang:

$$\sum_{j=1}^k p_{ij} = 1 \quad (9)$$

Matriks ini menjadi inti dari analisis Markov karena menentukan probabilitas perpindahan antar-keadaan dari satu langkah ke langkah berikutnya.

2.2.4 Peluang Transisi n -Langkah (Chapman–Kolmogorov)

Untuk mengetahui peluang berpindah dari suatu state ke state lain dalam lebih dari satu langkah, digunakan peluang transisi n -langkah. Peluang ini diperoleh dari pangkat matriks transisi:

$$P^{(n)} = P^n \quad (10)$$

Persamaan Chapman–Kolmogorov menyatakan hubungan rekursif:

$$p_{ij}^{(n)} = \sum_k p_{ik}^{(n-1)} p_{kj} \quad (11)$$

Konsep ini memungkinkan analisis terhadap perilaku sistem dalam jangka waktu beberapa periode ke depan.

2.2.5 Keadaan Tetap (Steady State)

Dalam jangka panjang, sebuah rantai Markov dapat mencapai kondisi yang disebut steady state, yaitu keadaan ketika distribusi probabilitas sistem tidak lagi berubah dari satu langkah ke langkah berikutnya. Distribusi steady state dinotasikan dengan vektor π dan memenuhi persamaan:

$$\pi P = \pi \quad (12)$$

dengan syarat normalisasi:

$$\sum_{i=1}^k \pi_i = 1 \quad (13)$$

Steady state memberikan gambaran perilaku jangka panjang dari suatu proses Markov ketika proses berjalan dalam waktu yang cukup lama.

2.2.6 Irreducibility dan Periodicity

Suatu rantai Markov dikatakan irreducible apabila setiap state dapat dicapai dari state lainnya, secara langsung atau melalui beberapa langkah, yang berarti terdapat n sehingga:

$$p_{ij}^{(n)} > 0 \quad (14)$$

Irreducibility penting untuk memastikan seluruh state saling terhubung sehingga analisis jangka panjang dapat dilakukan.

Selain itu, terdapat konsep periodicity, yang menentukan apakah suatu state memiliki pola siklis tertentu. Periode state i didefinisikan sebagai:

$$d(i) = \gcd\{n \geq 1 \mid p_{ii}^{(n)} > 0\} \quad (15)$$

Jika $d(i)=1$, state tersebut bersifat aperiodic.

Rantai Markov yang irreducible dan aperiodic memiliki distribusi steady state yang unik dan stabil.

2.2.7 Simulasi Monte Carlo

Simulasi Monte Carlo merupakan pendekatan komputasi yang memanfaatkan pembangkitan bilangan acak untuk mendeskripsikan perilaku suatu proses stokastik. Dalam metode ini, sampel acak dihasilkan dari distribusi yang relevan, kemudian digunakan untuk memperkirakan nilai probabilitas atau besaran ekspektasi dari suatu sistem yang sulit ditentukan secara analitik.

Secara umum, estimasi nilai ekspektasi suatu fungsi $g(X)$ berdasarkan simulasi dapat ditulis sebagai:

$$E[g(X)] \approx \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N g(X_i) \quad (16)$$

dengan X_1, X_2, \dots, X_N merupakan sampel acak yang dibangkitkan secara independen dan N adalah jumlah simulasi. Pendekatan ini mengikuti prinsip bahwa rata-rata sampel akan mendekati nilai ekspektasi sebenarnya ketika jumlah simulasi semakin besar.

Dalam proses stokastik diskrit, termasuk rantai Markov, simulasi dilakukan dengan membangkitkan keadaan berikutnya berdasarkan peluang transisi. Ketika sistem berada pada suatu state, state selanjutnya dipilih secara acak sesuai nilai peluang pada baris matriks transisi. Prosedur ini diulang sehingga menghasilkan lintasan yang menggambarkan evolusi proses. Dengan menjalankan banyak lintasan, karakteristik proses dapat diperkirakan secara numerik.

2.3 Indeks Prestasi

Penilaian prestasi akademik mahasiswa dalam pendidikan tinggi ditetapkan melalui sistem evaluasi pembelajaran yang dituangkan dalam bentuk nilai huruf dan nilai angka. Berdasarkan ketentuan akademik, evaluasi hasil belajar dilakukan setiap semester dan wajib mengikuti prinsip validitas, transparansi, akuntabilitas, serta objektivitas. Seluruh hasil evaluasi kemudian direkapitulasi menjadi nilai akhir yang dinyatakan dalam bentuk huruf mutu dan angka mutu yang digunakan sebagai dasar perhitungan Indeks Prestasi (IP) mahasiswa.

Dalam sistem penilaian program sarjana dan diploma, capaian mahasiswa diklasifikasikan ke dalam kategori nilai mutu huruf, yang masing-masing memiliki nilai angka tertentu. Kategori nilai tersebut meliputi A (4,0) dengan kriteria *sangat baik*, AB (3,5) sebagai *antara baik dan sangat baik*, B (3,0) dengan kriteria *baik*, BC (2,5) sebagai *antara cukup dan baik*, serta C (2,0) dengan kriteria *cukup*. Kelima kategori tersebut dinyatakan sebagai nilai lulus. Adapun nilai D (1,0) dan E (0,0) dinyatakan tidak lulus. Pengelompokan

nilai mutu ini digunakan sebagai indikator tingkat keberhasilan mahasiswa pada suatu mata kuliah .

Indeks Prestasi Semester (IPS) maupun Indeks Prestasi Kumulatif (IPK) dihitung berdasarkan nilai angka dan bobot SKS setiap mata kuliah. IP menggambarkan kemampuan mahasiswa dalam menyelesaikan beban studi pada periode tertentu. Rumus perhitungan IP ditetapkan sebagai berikut [5]:

$$IP = \frac{n_1k_1 + n_2k_2 + \dots + n_mk_m}{k_1 + k_2 + \dots + k_m} \quad (17)$$

Keterangan:

n_i : nilai angka mutu suatu mata kuliah,

k_i : jumlah SKS dari mata kuliah ke- i ,

m : jumlah mata kuliah yang diambil pada semester tersebut.

Penggunaan nilai huruf beserta bobot angka ini memungkinkan klasifikasi performa akademik mahasiswa dilakukan secara terstruktur. Selain sebagai dasar evaluasi hasil belajar, kategori nilai mutu juga berfungsi untuk menetapkan berbagai kebijakan akademik, seperti batas maksimum pengambilan SKS pada semester berikutnya yang didasarkan pada perolehan IP sebelumnya .

Dengan demikian, kategori Indeks Prestasi Mahasiswa merupakan bagian penting dari sistem evaluasi pendidikan, yang tidak hanya menggambarkan tingkat pencapaian akademik, tetapi juga menjadi acuan dalam pengelolaan proses belajar mahasiswa pada tingkat program sarjana dan diploma.

BAB III

METODOLOGI

3.1 Jenis Data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data primer berupa data IP mahasiswa program studi Sains Data ITERA angkatan 2022 dari semester 1 hingga semester 6. Jenis data yang digunakan pada penelitian ini berupa data kuantitatif berbentuk kategori (ordinal) karena IP dikelompokkan ke dalam rentang nilai tertentu untuk setiap semester. Data tersebut dianalisis menggunakan metode Rantai Markov dengan setiap kategorinya diubah menjadi *state*. *State* digunakan untuk mengamati probabilitas perubahan IP dari semester sebelumnya untuk semester selanjutnya, dan memprediksi perkembangan IP mahasiswa Sains Data ITERA angkatan 2022 dalam jangka panjang.

3.2 Teknik Pengumpulan

Teknik pengumpulan data dilakukan menggunakan kuesioner online melalui Google Form yang disebar dari mulai 9 November 2025 hingga 11 November 2025. Metode ini memudahkan pengumpulan data dalam jumlah besar, menjaga kerahasiaan responden, dan memastikan data diperoleh secara langsung dari mahasiswa terkait.

3.3 Variabel yang Diamati

Variabel utama yang digunakan dalam penelitian ini adalah IP Mahasiswa Sains Data ITERA angkatan 2022 dari semester 1 hingga semester 6. IP mahasiswa dikelompokkan berdasarkan kategori (*state*). *State* pada penelitian ini menjelaskan ruang keadaan dalam rantai Markov. Transisi yang dianalisis adalah perpindahan mahasiswa dari satu kategori IP ke kategori IP lainnya dari

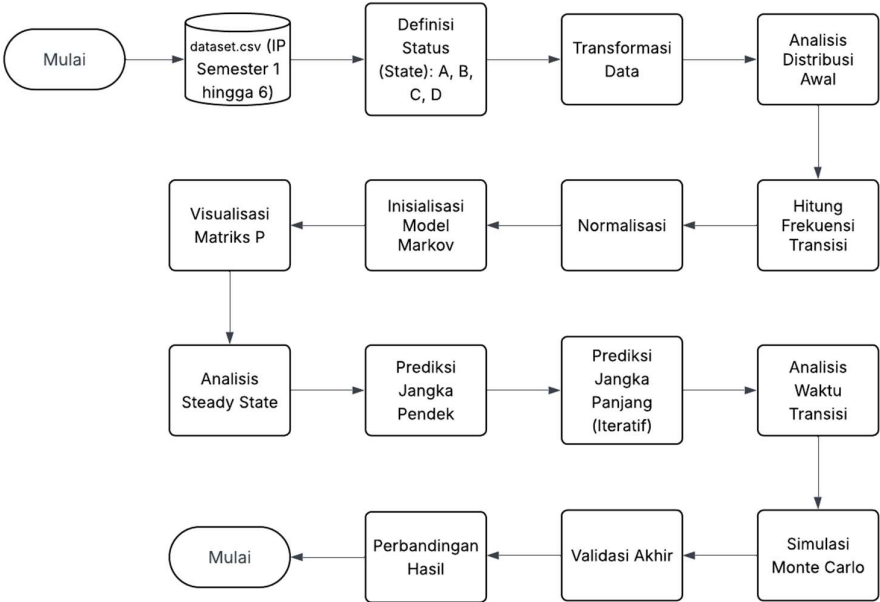
waktu ke waktu (antar semester). Dalam penelitian ini, variabel IP dibagi menjadi 5 *state* berdasarkan interval capaian IP disajikan dalam Tabel 1 berikut.

Tabel 3. 1 State yang digunakan dalam Rantai Markov

State	Interval Capaian IP
A	3.26 - 4.00
B	2.76 - 3.25
C	2.01 - 2.75
D	1.01 - 2.00
E	0.00 - 1.00

Adapun variabel waktu dalam penelitian ini yang bersifat diskrit, yaitu semester. Data yang digunakan adalah IP dari semester 1 hingga semester 6, menunjukkan analisis transisi dilakukan dari satu semester ke semester berikutnya.

3.4 Diagram Alir



Gambar 3. 1 Diagram Alir

Diagram alir penelitian menggambarkan rangkaian proses analisis berbasis Rantai Markov untuk memodelkan perubahan Indeks Prestasi (IP) mahasiswa dari semester 1 hingga semester 6. Proses dimulai dengan memuat dataset yang berisi nilai IP setiap mahasiswa. Dataset kemudian diklasifikasikan ke dalam empat kategori status, yaitu A, B, C, dan D, berdasarkan rentang IP yang telah ditentukan. Data yang telah dikategorikan ditransformasikan ke format yang sesuai agar dapat digunakan pada tahap perhitungan transisi antarsemester.

Distribusi awal kategori dianalisis untuk memperoleh gambaran komposisi status mahasiswa pada setiap semester. Frekuensi perpindahan status dihitung dari semester ke semester dan dinormalisasi sehingga menghasilkan matriks transisi probabilitas yang memenuhi sifat model Rantai Markov. Matriks yang terbentuk digunakan untuk menginisialisasi model, kemudian divisualisasikan dalam bentuk heatmap agar pola perpindahan antarstatus terlihat secara lebih jelas.

Tahapan analisis dilakukan melalui beberapa proses. Perhitungan steady state digunakan untuk menentukan distribusi jangka panjang dari status IP. Prediksi jangka pendek memberikan proyeksi probabilitas status mahasiswa pada semester berikutnya, sedangkan prediksi jangka panjang diperoleh melalui pendekatan iteratif menggunakan pangkat matriks transisi. Analisis waktu transisi Mean First Passage Time memberikan estimasi jumlah semester yang diperlukan untuk mencapai suatu kategori tertentu.

Validasi model dilakukan menggunakan simulasi Monte Carlo dengan mensimulasikan ribuan lintasan mahasiswa sesuai probabilitas pada matriks transisi. Distribusi hasil simulasi dibandingkan dengan distribusi aktual pada semester keenam serta distribusi steady state untuk menilai kesesuaian perilaku model. Keseluruhan diagram alir mencerminkan proses analitis yang terstruktur, mulai dari pengolahan data dasar hingga evaluasi model melalui pendekatan deterministik dan stokastik.

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

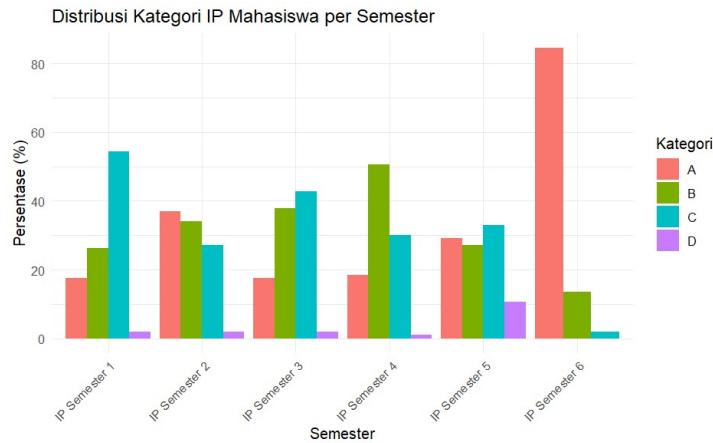
4.1 Deskripsi Data

Pengumpulan data melalui kuesioner selama 3 hari menghasilkan sebanyak 103 responden dari mahasiswa Sains Data ITERA angkatan 2022 yang tidak pernah atau tidak sedang mengambil cuti, dan IP semester pendek tidak dihitung atau tidak digunakan dalam penelitian ini. Tabel 4.1 berikut menampilkan data yang diperoleh dalam kuesioner ini.

Tabel 4. 1 Hasil Kuesioner

No.	IP Semester					
	1	2	3	4	5	6
1	3.26 - 4.00	3.26 - 4.00	3.26 - 4.00	3.26 - 4.00	3.26 - 4.00	3.26 - 4.00
2	2.76 - 3.25	2.76 - 3.25	2.76 - 3.25	2.76 - 3.25	3.26 - 4.00	3.26 - 4.00
3	2.76 - 3.25	2.76 - 3.25	2.01 - 2.75	2.01 - 2.75	2.01 - 2.75	3.26 - 4.00
...
102	2.01 - 2.75	2.76 - 3.25	2.76 - 3.25	2.76 - 3.25	2.01 - 2.75	2.76 - 3.25
103	2.01 - 2.75	2.76 - 3.25	2.01 - 2.75	2.01 - 2.7	2.01 - 2.75	3.26 - 4.00

Berdasarkan hasil kuesioner pada Tabel 4.1, setiap kategori IP diolah sesuai dengan *state* yang telah didefinisikan pada Tabel 3.1. Distribusi kategori IP mahasiswa per semester disajikan pada Gambar 4.1 berikut.



Gambar 4.1 Visualisasi distribusi kategori IP mahasiswa per semester

Gambar 4.1 menunjukkan distribusi kategori IP per semester yang mengalami perubahan konsisten dari semester 1 hingga semester 6. Tidak ada mahasiswa yang berada pada *state* E, sementara proporsi terbesar pada semester awal berada pada *state* C (54,37%) dan kemudian bergeser ke *state* A dan B pada semester 2–4. Semester 5 menunjukkan peningkatan *state* D (10,68%), mengindikasikan adanya kesulitan dalam hal akademik, namun pada semester 6 mayoritas mahasiswa berada pada *state* A (84,47%). Pola transisi proporsi antar *state* ini menggambarkan kecenderungan peningkatan performa akademik menuju semester akhir sekaligus memenuhi karakteristik yang sesuai untuk analisis Rantai Markov melalui pembentukan matriks probabilitas transisi.

4.2 Hasil Perhitungan atau Simulasi

4.2.1 Frekuensi Transisi

Berdasarkan klasifikasi interval IP pada Tabel 1, dapat digunakan untuk melihat pola perpindahan (transisi) mahasiswa selama enam semester dengan menghitung frekuensi transisinya. Frekuensi transisi ditampilkan sebagai Matriks A.

$$A = \begin{bmatrix} 96 & 27 & 0 & 0 & 0 \\ 61 & 87 & 32 & 1 & 0 \\ 31 & 48 & 100 & 14 & 0 \\ 4 & 6 & 7 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

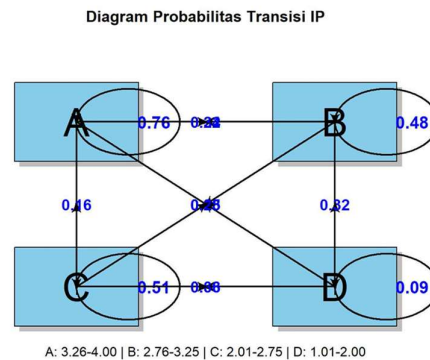
4.2.2 Matriks Transisi Probabilitas

Gambaran pola transisi IP antar-semester dapat menggunakan Matriks A yang diubah menjadi matriks probabilitas transisi. Matriks ini kemudian direduksi dari ukuran 5×5 menjadi 4×4 karena *state* E dieliminasi. Hal ini dikarenakan data pada Matriks A menunjukkan bahwa *state* tersebut tidak memiliki data atau semua nilai transisinya adalah nol. Perhitungan nilai P_{ij} untuk setiap pasangan *state* dengan $i = 1, 2, 3, 4$ dan $j = 1, 2, 3, 4$. Diperoleh matriks probabilitas transisi sebagai berikut.

$$P = \begin{bmatrix} 0.7638 & 0.2205 & 0.0079 & 0.0079 \\ 0.3351 & 0.4757 & 0.1784 & 0.0108 \\ 0.1624 & 0.2487 & 0.5127 & 0.0761 \\ 0.2273 & 0.3182 & 0.3636 & 0.0909 \end{bmatrix}$$

4.2.3 Diagram Transisi

Diagram transisi IP mahasiswa dapat dilihat pada Gambar 2 berikut.



Gambar 4. 2 Diagram transisi IP mahasiswa

Gambar 4.2 menggambarkan bahwa IP mahasiswa memiliki sifat *irreducible* artinya semua *state* IP saling terhubung, sehingga setiap *state* dapat dicapai dari *state* lainnya, baik secara langsung maupun tidak

langsung. Oleh karena itu, model Rantai Markov memenuhi syarat untuk digunakan dalam analisis jangka panjang.

4.2.4 Peluang Transisi n -langkah

Prediksi IP mahasiswa Sains Data ITERA angkatan 2022 untuk semester ke- n dihitung menggunakan peluang transisi n -langkah. Perhitungan yang dilakukan adalah peluang transisi 2-langkah, dan peluang transisi 3-langkah. Hasil dari peluang transisi 2-langkah adalah sebagai berikut.

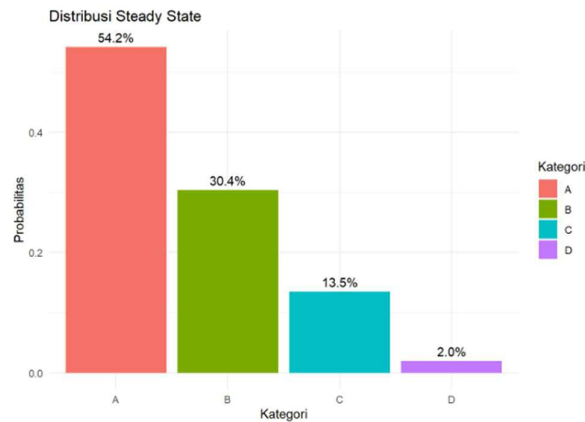
$$P^2 = \begin{bmatrix} 0.6603 & 0.2777 & 0.0552 & 0.0097 \\ 0.4468 & 0.3480 & 0.1829 & 0.0223 \\ 0.3080 & 0.3059 & 0.3362 & 0.0499 \\ 0.3599 & 0.3208 & 0.2780 & 0.0412 \end{bmatrix}$$

Sedangkan hasil peluang transisi 3-langkah adalah sebagai berikut.

$$P^3 = \begin{bmatrix} 0.6081 & 0.2938 & 0.0851 & 0.0131 \\ 0.4927 & 0.3166 & 0.1675 & 0.0232 \\ 0.4037 & 0.3129 & 0.2475 & 0.0359 \\ 0.4370 & 0.3142 & 0.2176 & 0.0312 \end{bmatrix}$$

4.2.5 Probabilitas Keadaan Tetap

Hasil probabilitas keadaan tetap (*steady-state*) menggunakan distribusi stasioner untuk setiap *state*, berdasarkan perhitungan distribusi stasioner ($\pi p = \pi$), disajikan di bawah ini.



Gambar 4. 3 Distribusi steady state IP mahasiswa

Gambar 4.3 menunjukkan probabilitas keadaan tetap masing-masing *state* menggunakan rumus distribusi stasioner diperoleh hasil sebagai berikut.

$$\pi_1 = 0.542, \pi_2 = 0.304, \pi_3 = 0.135, \pi_4 = 0.020$$

atau

$$\pi = [0.542, 0.304, 0.135, 0.020]$$

Perkiraan jumlah mahasiswa untuk kondisi jangka panjang dapat dihitung dengan mengalikan probabilitas keadaan tetap (π) dengan total keseluruhan mahasiswa, yaitu:

- a) Interval 3.26 - 4.00 = $0.542 \times 103 = 55,82 = 56$ mahasiswa
- b) Interval 2.76 - 3.25 = $0.304 \times 103 = 31,31 = 31$ mahasiswa
- c) Interval 2.01 - 2.75 = $0.135 \times 103 = 13,91 = 14$ mahasiswa
- d) Interval 1.01 - 2.00 = $0.020 \times 103 = 2,06 = 2$ mahasiswa

4.2.6 Validasi Monte Carlo

Validasi model Rantai Markov dilakukan menggunakan simulasi Monte Carlo dengan membandingkan hasil analitik dan simulasi pada semester 7 dan 8. Kedua semester ini dipilih karena tidak termasuk ke dalam data pelatihan, sehingga dapat menunjukkan kemampuan model dalam memprediksi pola transisi IP pada data baru.

Tabel 4. 2 Validasi Monte Carlo

<i>State</i>	Semester 7		Semester 8	
	Analitik	Simulasi	Analitik	Simulasi
A	0.6938	0.6980	0.6245	0.6238
B	0.2557	0.2599	0.2878	0.2920
C	0.0409	0.0383	0.0755	0.0745
D	0.0096	0.0078	0.0122	0.0097

4.2.7 Waktu Rata-Rata Perpindahan Antar *State*

Berikut disajikan matriks yang menggambarkan waktu rata-rata perpindahan antar state yang dapat diperoleh dari perhitungan MFPT.

$$M = \begin{bmatrix} 0.00 & 4.50 & 16.14 & 59.15 \\ 3.52 & 0.00 & 12.42 & 57.02 \\ 4.49 & 4.16 & 0.00 & 50.87 \\ 4.13 & 3.89 & 9.48 & 0.00 \end{bmatrix}$$

4.3 Interpretasi Hasil

Berdasarkan hasil pada Subbab 4.2, beberapa makna penting dapat ditarik dalam konteks perkembangan Indeks Prestasi (IP) mahasiswa Sains Data ITERA angkatan 2022. Pertama, distribusi kategori IP pada Gambar 4.1 menunjukkan pola peningkatan performa akademik secara umum. Pada semester awal, mayoritas mahasiswa berada pada state C, namun secara bertahap proporsi mahasiswa pada state A dan B meningkat hingga semester 6. Hal ini menunjukkan adaptasi mahasiswa terhadap beban dan pola studi semakin membaik seiring berjalannya waktu.

Hasil matriks probabilitas transisi menggambarkan bahwa kategori A merupakan state yang paling stabil, di mana peluang mahasiswa bertahan pada kategori ini paling tinggi dibanding state lainnya. Hal ini mengindikasikan bahwa mahasiswa yang sudah memiliki performa baik cenderung mempertahankan konsistensinya. Sebaliknya, kategori B dan C menunjukkan karakter dinamis dengan peluang perpindahan yang relatif lebih tinggi, baik ke kategori lebih tinggi maupun lebih rendah, sehingga kedua kategori ini menjadi area yang paling sering mengalami perubahan.

Sifat irreducible pada diagram transisi (Gambar 4.2) memperlihatkan bahwa seluruh kategori IP saling terhubung, yang berarti setiap mahasiswa berpotensi untuk berpindah ke kategori lain dalam jangka panjang. Temuan ini memperkuat bahwa model Rantai Markov valid digunakan untuk menganalisis pola perkembangan IP.

Perhitungan peluang transisi dua dan tiga langkah menunjukkan kecenderungan yang sama: mahasiswa semakin mengarah pada kategori A

dalam jangka pendek. Hal ini diperkuat oleh hasil steady state (Gambar 4.3), dimana kategori A memiliki probabilitas jangka panjang sebesar 0.542. Artinya, jika proses berlangsung lama, sebagian besar mahasiswa diperkirakan akan berada pada kategori IP tinggi. Simulasi Monte Carlo memberikan hasil yang sangat mendekati hasil analitik untuk semester 7 dan 8. Kesamaan distribusi pada kedua pendekatan ini menunjukkan bahwa model transisi yang dibangun mampu merefleksikan pola perubahan IP secara akurat dan memiliki performa prediksi yang baik.

Secara keseluruhan, hasil analisis menunjukkan bahwa performa akademik mahasiswa mengalami peningkatan yang stabil dari waktu ke waktu, dan model Rantai Markov mampu menangkap pola perpindahan kategori IP secara realistis serta menyediakan prediksi yang cukup reliabel.

4.4 Diskusi

Hasil penelitian ini sejalan dengan teori-teori tentang Rantai Markov yang dijelaskan oleh Ross (2019), khususnya mengenai sifat memoryless dan kemampuan model ini untuk memprediksi keadaan jangka pendek maupun jangka panjang dari suatu proses stokastik. Distribusi steady state yang diperoleh membuktikan bahwa rantai yang digunakan bersifat irreducible dan aperiodic, sehingga secara teori memang menghasilkan distribusi stasioner yang unik. Hal ini konsisten dengan karakteristik rantai Markov yang stabil dalam jangka panjang.

Temuan penelitian ini juga sejalan dengan penelitian Mardhiyah et al. (2015), yang menemukan bahwa kategori IP mahasiswa cenderung mengalami pola transisi yang tetap dan dapat dimodelkan secara efektif menggunakan matriks probabilitas transisi. Sama seperti penelitian tersebut, hasil penelitian ini menunjukkan bahwa kategori IP tinggi (kategori A) menjadi kategori dominan dalam jangka panjang.

Selain itu, hasil penelitian ini juga konsisten dengan penelitian Rosalindari et al. (2021), yang menyatakan bahwa nilai akademik mahasiswa memiliki kecenderungan mempertahankan kategori sebelumnya namun tetap

memungkinkan terjadi transisi ke kategori yang lebih baik atau lebih rendah. Pada penelitian ini, kategori B dan C menjadi kategori yang paling sering berpindah, sesuai dengan temuan studi tersebut bahwa mahasiswa dengan performa menengah cenderung memiliki dinamika IP yang lebih fluktuatif.

Model transisi Rantai Markov yang digunakan dalam penelitian ini juga dapat dibandingkan dengan penelitian Wang et al. (2021), yang menunjukkan keberhasilan Rantai Markov dalam memetakan perkembangan kinerja akademik jangka panjang. Validasi Monte Carlo yang dilakukan pada penelitian ini memperkuat kesimpulan Wang bahwa model Markov tidak hanya menggambarkan pola transisi, tetapi juga mampu memberikan prediksi yang mendekati hasil empiris.

Dengan demikian, hasil-hasil penelitian ini tidak hanya sesuai dengan teori Markov, tetapi juga konsisten dengan studi-studi sebelumnya terkait prediksi performa akademik mahasiswa. Pola peningkatan proporsi mahasiswa pada kategori A yang ditunjukkan oleh steady state dan peluang transisi jangka pendek menggambarkan bahwa mahasiswa cenderung dapat beradaptasi dan meningkatkan performa akademiknya seiring waktu.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil yang telah didapatkan, analisis proses stokastik model Rantai Markov berhasil menganalisis pola perubahan IP mahasiswa dengan mengukur probabilitas transisi antar kategori. Temuan yang didapatkan dari penelitian ini diantaranya yaitu:

- 1) Berdasarkan analisis pola transisi IP mahasiswa Sains Data ITERA angkatan 2022 selama enam semester, terlihat bahwa perubahan kategori IP berbeda pada setiap kategori. Kategori B dan C menunjukkan frekuensi perpindahan yang lebih tinggi dibanding kategori lainnya, sementara kategori A lebih stabil dari waktu ke waktu. Pola ini menggambarkan bahwa sebagian besar mahasiswa mengalami perubahan IP, baik peningkatan maupun penurunan.
- 2) Pengukuran probabilitas perpindahan antar kategori berdasarkan Rantai Markov menunjukkan bahwa setiap kategori memiliki kecenderungan transisi yang berbeda. Mahasiswa pada kategori A memiliki probabilitas tertinggi untuk tetap berada pada kategori yang sama, yakni sekitar 78%. Kategori B memiliki kecenderungan bertahan sebesar 48% tetapi tetap berpeluang naik ke kategori A atau turun ke kategori lebih rendah. Sementara itu, mahasiswa pada kategori C memiliki probabilitas terbesar untuk tetap berada pada kategori tersebut namun tetap memiliki peluang berpindah ke kategori yang lebih tinggi. Pola transisi ini menunjukkan bahwa perubahan IP tidak bersifat acak, melainkan mengikuti kecenderungan tertentu yang dapat dimodelkan secara matematis.
- 3) Prediksi distribusi kategori IP pada semester berikutnya menggunakan model Rantai Markov menunjukkan bahwa kategori A diperkirakan tetap menjadi kategori dominan. Prediksi satu langkah ke depan memproyeksikan bahwa mahasiswa dengan kategori awal A, B, maupun C memiliki peluang

yang cukup besar untuk berpindah ke kategori A pada semester berikutnya. Selain itu, distribusi keadaan tetap kategori IP mahasiswa pada kategori A sebesar 56,52%, disusul kategori B sebesar 30,35%, kategori C sebesar 12,03%, dan kategori D sebesar 1,1%. Hasil ini konsisten dengan simulasi Monte Carlo, sehingga model Rantai Markov dinilai mampu memberikan prediksi yang akurat terhadap kecenderungan prestasi akademik mahasiswa.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil analisis dan kesimpulan yang telah diuraikan, berikut adalah rekomendasi yang diusulkan bagi pihak terkait dan sebagai acuan untuk penelitian berikutnya:

- 1) Penelitian selanjutnya disarankan menggunakan dataset yang lebih panjang atau mencakup lebih dari satu angkatan agar pola transisi IP yang diperoleh semakin representatif dan dapat mencerminkan kecenderungan umum mahasiswa.
- 2) Penelitian lanjutan sebaiknya mempertimbangkan variabel lain yang dapat mempengaruhi performa akademik mahasiswa.
- 3) Pemanfaatan model Rantai Markov dalam pemantauan IP dapat membantu program studi merumuskan kebijakan akademik yang lebih adaptif berdasarkan data riil.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Mardhiyah, M. Maiyastri and D. Devianto, "Peramalan indeks prestasi mahasiswa menggunakan rantai Markov (studi kasus indeks prestasi mahasiswa Jurusan Matematika Universitas Andalas angkatan 2011, 2012 dan 2013)," *Jurnal Matematika UNAND*, vol. 4, no. 3, pp. 101-105, 2015.
- [2] A. Rosalindari, S. Sufri and G. Kholijah, "Prediksi predikat kelulusan mahasiswa dengan rantai Markov dan faktor-faktor yang mempengaruhi indeks prestasi mahasiswa," *AlphaMath*, vol. 7, no. 1, pp. 39-48, May 2021.
- [3] L. Wang, H. S. Laird-Fick, C. J. Parker and D. Solomon, "Using Markov chain model to evaluate medical students' trajectory on progress tests and predict USMLE step 1 scores — a retrospective cohort study in one medical school," *BMC Medical Education*, vol. 21, no. 1, p. 200, 2021.
- [4] S. M. Ross, *Introduction to Probability Models*, 12th ed. ed., Los Angeles: Academic Press, 2019.
- [5] I. T. Sumatera, "Peraturan Rektor Institut Teknologi Sumatera Nomor 9 Tahun 2025 tentang Perubahan Peraturan Rektor Nomor 2 Tahun 2024 tentang Peraturan Akademik dan Kemahasiswaan," ITERA, Lampung Selatan, 2025.