

**PEMODELAN RANTAI MARKOV UNTUK PEMILIHAN KELOMPOK
KEILMUAN TUGAS AKHIR PRODI SAINS DATA ANGKATAN 2022**

PEMODELAN STOKASTIK



Kelompok 11 RB

Rayan Koemi Karuby	: 122450038
Patricia Leondrea Diajeng Putri	: 122450050
Azizah Kusumah Putri	: 122450068
Renta Siahaan	: 122450070
Naufal Fakhri	: 122450089

**PROGRAM STUDI SAINS DATA
FAKULTAS SAINS
INSTITUT TEKNOLOGI SUMATERA
LAMPUNG SELATAN
2025**

1. Abstrak

Pemilihan kelompok keilmuan dan topik tugas akhir merupakan bagian penting dalam perjalanan akademik mahasiswa Sains Data ITERA. Rantai Markov adalah model stokastik yang digunakan untuk menganalisis perpindahan state dimana probabilitas keadaan berikutnya hanya bergantung pada keadaan saat ini. Permasalahan dalam penelitian ini adalah bagaimana menerapkan Rantai Markov untuk menganalisis pola perpindahan minat mahasiswa terhadap kelompok keilmuan dari semester awal hingga semester akhir. Sampel data diambil dari 42 mahasiswa Sains Data ITERA angkatan 2022. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pada semester 4, kelompok keilmuan Pemodelan dan Simulasi Data (X1) memiliki proporsi 61,90% dan Computer Vision (X2) sebesar 38,10%. Pada semester 7 terjadi pergeseran pemilihan topik tugas akhir dengan proporsi X1 menjadi 64,29% dan X2 menjadi 35,71%. Analisis Rantai Markov menghasilkan matriks transisi yang menunjukkan probabilitas mahasiswa bertahan di X1 sebesar 0,9231 dan di X2 sebesar 0,8125. Sementara itu, probabilitas perpindahan dari X2 ke X1 sebesar 0,1875, yang lebih tinggi daripada perpindahan dari X1 ke X2 sebesar 0,0769. Kesimpulan penelitian ini menegaskan bahwa kelompok Pemodelan dan Simulasi Data merupakan pilihan yang lebih dominan dan stabil.

2. Pendahuluan

Latar Belakang

Pemilihan topik tugas akhir dan kelompok keilmuan adalah momen penting untuk menentukan perjalanan jenjang akademik mahasiswa. Bagi mahasiswa Sains Data ITERA khususnya semester 4 hingga 7 keputusan pengambilan ini sebagai penentuan fokus bidang keahlian yang diminati, hal ini menjadi pengaruh dalam penentuan jenjang karir sebagai Sains Data profesional. Maka dari itu, pemahaman pola dalam kecenderungan pengambilan kelompok keilmuan menjadi hal penting untuk mengambil langkah strategis kebijakan program studi Sains Data ITERA. Berdasarkan kelompok keilmuan utama Sains Data ITERA yaitu Pemodelan dan Simulasi Data (X1) dan *Computer Vision* (X2). Pengambilan bidang keilmuan mengalami perubahan seiring berjalannya semester, mulai dari pemilihan semester 4 hingga semester 7. Perubahan minat bidang keilmuan menjadi indikasi terdapat stokastik yang melibatkan ketidakpastian yang menjadi pilihan mahasiswa Sains Data seiring semester terdapat pengaruh status pilihan sebelumnya. Untuk memprediksi pola ketidakpastian perpindahan minat keilmuan pada setiap probabilitas secara berurutan, maka perlu menggunakan model stokastik Rantai Markov. Model stokastik ini dipilih karena mampu memberikan gambaran perpindahan setiap keadaan memiliki probabilitas berpindah ke keadaan selanjutnya dan bergantung pada keadaan yang sedang terjadi. Penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh mahasiswa Matematika di Untan dalam mengamati perpindahan minat dari semester 4 hingga semester 7 [1]. Selain itu, penelitian berhasil dilakukan pemodelan tingkat Perilaku Peralihan Platform QRIS pada mahasiswa matematika Universitas Jember. Hal ini menunjukkan keberhasilan penerapan Rantai Markov secara luas untuk prediksi perubahan setiap keadaan [2]. Menggunakan Rantai Markov, dinamika perubahan

minat keilmuan mahasiswa Sains Data 2022 untuk kelompok keilmuan Pemodelan dan Simulasi Data (X1) dan *Computer Vision* (X2) bisa dimodelkan, selanjutnya hitung probabilitas setiap transisi, dan prediksi tingkat kecenderungan mengambil jangka panjang dengan distribusi stasioner. Maka dari itu, Penelitian ini dilakukan untuk penerapan Rantai Markov dalam pemodelan pola perubahan kelompok keilmuan tugas akhir mahasiswa Sains Data ITERA 2022. Hasil model diharapkan bisa mendapatkan informasi akurat tren dan jangka panjang pada evaluasi program studi.

Rumusan Masalah

1. Bagaimana matriks transisi perubahan kelompok keilmuan mahasiswa Sains Data ITERA tahun 2022 untuk semester 4 hingga semester 7.
2. Bagaimana probabilitas mahasiswa bertahan di pilihan awal dan berpindah kelompok keilmuan.
3. Bagaimana hasil prediksi kecenderungan mahasiswa pada jangka panjang dalam memilih kelompok keilmuan berdasarkan distribusi stasioner.

Tujuan Penelitian

1. Menggunakan model Matriks transisi untuk pemodelan minat keilmuan mahasiswa Sains Data ITERA tahun 2022 untuk semester 4 hingga semester 7.
2. Menghitung dan analisis probabilitas mahasiswa bertahan di pilihan awal dan berpindah kelompok keilmuan.
3. Memprediksi hasil kecenderungan mahasiswa pada jangka panjang dalam memilih kelompok keilmuan menggunakan distribusi stasioner.

Manfaat Penelitian

1. Manfaat Akademik

- Menambah ilmu pengetahuan pada bidang pemodelan stokastik menggunakan model Rantai Markov dengan mempresentasikan studi kasus dalam mengambil keputusan lingkungan akademi.
- Memberikan pengembangan metodologi untuk penelitian pemodelan Rantai Markov dalam memutuskan pengambilan kelompok keilmuan mahasiswa.

2. Manfaat Bagi Sains Data ITERA

- Menyediakan informasi mengenai tren minat kelompok keilmuan mahasiswa dalam jangka pendek dan jangka panjang.
- Hasil Distribusi Stasioner bisa digunakan untuk mengambil keputusan bagi Program Studi Sains Data ITERA dalam pengembangan perubahan kurikulum dan meningkatkan minat kelompok keilmuan sains data yang kurang diminati.

3. Manfaat Bagi Mahasiswa

- Mendapatkan gambaran untuk proyeksi kecenderungan dalam memilih kelompok keilmuan untuk keperluan topik Tugas Akhir.

3. Tinjauan Pustaka

3.1 Pemodelan Stokastik

Pemodelan stokastik merupakan himpunan variabel acak $\{X(t); t \in T\}$, di mana $X(t)$ adalah variabel acak yang menggambarkan keadaan (*state*) suatu proses pada waktu t [1], dan T adalah himpunan indeks yang dapat berupa waktu diskrit maupun kontinu [2]. Dengan demikian, proses stokastik didefinisikan sebagai sekumpulan variabel acak yang saling berkaitan dan diindeks berdasarkan parameter waktu. Setiap kemungkinan nilai yang dapat diambil oleh $X(t)$ disebut ruang status (*state space*) dari proses tersebut [1].

Ruang status suatu proses stokastik dapat diklasifikasikan menjadi dua jenis, yaitu ruang status diskrit dan ruang status kontinu, bergantung pada banyaknya elemen yang mungkin muncul dalam himpunan status [1]. Ruang status diskrit biasanya muncul pada fenomena yang hanya dapat berada pada keadaan tertentu yang terbatas atau terhitung, sedangkan ruang status kontinu memiliki himpunan keadaan yang tidak terhingga atau bersifat kontinu.

3.2 Rantai Markov Waktu Diskrit

Rantai Markov waktu diskrit merupakan suatu metode stokastik dengan ruang suatu *state* S diskrit dan ruang parameter T diskrit yang memiliki sifat Markov yaitu sebuah kejadian yang akan datang dapat diprediksi berdasarkan kejadian saat ini dan tidak terikat pada kejadian lampau [1]. Probabilitas berpindah ke *state* berikutnya hanya bergantung pada *state* saat ini dan tidak dipengaruhi oleh sebelumnya [2].

$$p\{X_{n+1} = j \mid X_n = i\} = p(X_{n+1+m} = j \mid X_{n+m} = i) \quad (3.1)$$

Rantai Markov banyak diterapkan pada berbagai bidang seperti ekonomi, kesehatan, ilmu komputer, hingga analisis perilaku pelanggan. Pada penelitian ini, rantai Markov digunakan untuk menganalisis pola perpindahan minat mahasiswa dari satu kelompok keilmuan ke kelompok lainnya.

3.2.1 Ruang Keadaan (*State Space*)

Dalam kaitannya dengan hal tersebut, ruang keadaan (*state space*) merupakan himpunan semua kemungkinan keadaan yang dapat ditempati oleh sistem dalam model rantai Markov [2]. Pada tahap ini, proporsi waktu yang dihabiskan sistem dalam setiap keadaan menjadi konstan dan tidak dipengaruhi oleh keadaan awal [2]. Konsep *steady state* sangat penting karena memungkinkan peneliti memahami perilaku jangka panjang sistem, sehingga prediksi keadaan pada waktu yang sangat lama tidak bergantung pada kondisi awal melainkan hanya pada struktur transisi dalam sistem [2].

Setiap keadaan dalam *state space* memiliki probabilitas tertentu untuk berpindah ke keadaan lain sesuai dengan matriks probabilitas transisi, sehingga hubungan antar

state dapat dianalisis secara terstruktur [2]. Ruang keadaan yang digunakan dalam penelitian ini terdiri atas dua kelompok keilmuan Program Studi Sains Data yang dipilih sebagai *state*, yaitu:

X_1 : Pemodelan dan Simulasi Data

X_2 : *Computer Vision*

Kedua *state* ini bersifat diskrit dan saling eksklusif, sehingga setiap mahasiswa pada satu periode waktu hanya dapat berada pada salah satu *state*. Dengan struktur ruang keadaan yang sederhana ini, analisis rantai Markov dapat dilakukan untuk melihat bagaimana mahasiswa berpindah antar *state* dan bagaimana distribusi jangka panjangnya ketika sistem mencapai *steady state*.

3.2.2 Matriks Peluang Transisi

Matriks peluang transisi merupakan komponen utama dalam rantai Markov yang berisi informasi tentang peluang perpindahan sistem dari suatu *state* ke *state* lainnya dalam satu langkah waktu [3]. Setiap elemen p_{ij} dari matriks ini menyatakan peluang proses berpindah dari *state* i ke *state* j pada periode berikutnya. Matriks peluang transisi dengan r -*state* direpresentasikan matriks berukuran $r \times r$ yang menyatakan hubungan peluang perpindahan antar *state* dalam proses Markov [1]. Bentuk umum matriks peluang transisi adalah :

$$\mathbf{P} = [p_{ij}] = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & \cdots & p_{1r} \\ p_{21} & p_{22} & \cdots & p_{2r} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{r1} & p_{r2} & \cdots & p_{rr} \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

dengan $i, j = 1, 2, \dots, r$ dan memenuhi sifat :

$$\sum_{j=1}^r p_{ij} = 1, \quad p_{ij} \geq 0, \quad i = 0, 1, 2, \dots, n \quad (3.3)$$

Setelah probabilitas transisi antar *state* diperoleh dari data, seluruh nilai p_{ij} kemudian dikumpulkan menjadi satu matriks transisi P . Estimasi nilai peluang transisi dalam penelitian ini dihitung menggunakan pendekatan proporsi frekuensi [4], yaitu :

$$p_{ij} = \frac{n_{ij}(N)}{n_i(N)} \quad (3.4)$$

Keterangan :

p_{ij} : probabilitas transisi dari *state* i ke *state* j

n_{ij} : jumlah mahasiswa yang berpindah dari *state i* ke *state j* pada periode N
 n_i : jumlah total mahasiswa yang berada dalam *state i* pada awal periode N.

Secara operasional, estimator di atas menunjukkan bahwa peluang transisi dihitung dari rasio frekuensi perpindahan aktual antar *state*. Dengan demikian, nilai p_{ij} merepresentasikan proporsi mahasiswa yang pada periode sebelumnya berada pada *state i* dan pada periode berikutnya berpindah atau tetap berada pada *state j*.

Model matriks peluang transisi yang diperoleh memberikan gambaran kuantitatif mengenai kecenderungan perpindahan mahasiswa antar kelompok keilmuan. Matriks ini juga menjadi dasar bagi analisis lanjutan, termasuk penentuan peluang jangka panjang (*steady state probability*), identifikasi pola konvergensi, serta prediksi kecenderungan pemilihan kelompok keilmuan pada periode berikutnya. Dengan memahami struktur matriks transisi, penelitian dapat menilai dinamika perubahan minat mahasiswa secara lebih komprehensif.

3.2.3 Matriks Transisi N-Langkah

Matriks probabilitas transisi n-langkah digunakan untuk menghitung peluang terjadinya suatu keadaan pada n periode mendatang, berdasarkan keadaan yang terjadi pada periode sekarang [5]. Konsep ini penting dalam analisis rantai Markov karena memungkinkan peneliti melihat pola perpindahan keadaan dalam jangka lebih panjang. Semakin besar nilai n, peluang transisi antar-keadaan biasanya menjadi semakin stabil, sehingga perilaku sistem cenderung mendekati pola jangka panjangnya [5].

Secara matematis, matriks transisi n-langkah diperoleh melalui perkalian berulang matriks transisi satu langkah (P). Hal ini dituliskan sebagai berikut [1]:

$$P^{(n)} = P \times P \times \dots \times P = P^n \quad (3.5)$$

Keterangan :

P : peluang transisi

P^n : proses transisi pada langkah ke-n

Matriks P^n menggambarkan kemungkinan sistem berada pada suatu keadaan tertentu setelah n kali proses transisi dilakukan. Dalam konteks penelitian, matriks ini dapat menunjukkan pola kecenderungan pilihan mahasiswa apabila proses perpindahan dilakukan secara berulang. Dengan demikian, matriks transisi multi-langkah dapat memberikan gambaran apakah sistem menuju keadaan tetap (*steady state*) atau menunjukkan pola perpindahan tertentu yang dominan seiring bertambahnya waktu pengamatan.

3.2.4 Distribusi Stasioner

Distribusi stasioner (*stationary distribution*) merupakan distribusi probabilitas jangka panjang pada rantai Markov yang tetap konstan dari waktu ke waktu [4]. Distribusi ini bersifat independen terhadap *state* awal, sehingga setelah sistem mengalami transisi dalam jumlah yang cukup banyak, peluang berada pada setiap *state* tidak lagi dipengaruhi oleh kondisi awal sistem [2]. Dengan demikian, distribusi stasioner menggambarkan kecenderungan perilaku sistem dalam jangka panjang.

Secara matematis, distribusi stasioner dinotasikan dengan vektor probabilitas π yang memenuhi persamaan:

$$\pi = \pi P \quad (3.6)$$

Keterangan :

π : vektor distribusi probabilitas

P : matriks probabilitas transisi.

Agar valid sebagai distribusi probabilitas, vektor π juga harus memenuhi syarat normalisasi:

$$\sum_i \pi_i = 1 \quad (3.7)$$

Distribusi stasioner memiliki peran penting dalam penelitian ini karena digunakan untuk menentukan kelompok keilmuan mana yang menjadi preferensi dominan apabila pola perpindahan minat mahasiswa terjadi secara berulang dari waktu ke waktu. Dengan mengetahui distribusi stasioner, peneliti dapat memahami kecenderungan akhir sistem, yaitu *state* mana yang paling mungkin dipilih mahasiswa dalam jangka panjang.

3.2.5 Klasifikasi Keadaan (*State Classification*)

Dalam rantai Markov, proses transisi dapat diklasifikasikan menjadi dua yaitu, proses transisi *recurrent* dan proses transisi *transient*.

1. *Recurrent*

Suatu *state* dikatakan *recurrent* bila ketika memasuki *state* tertentu proses pasti akan kembali ke *state* itu lagi [3]. Secara matematis, hal ini ditunjukkan dengan nilai peluang kembalinya yang memenuhi $f_{ii} = 1$ [1]. Ini menandakan bahwa dalam jangka panjang, suatu sistem yang berada pada *state recurrent* memiliki kepastian untuk dikunjungi tak terhingga kali.

2. *Transient*

Suatu *state* dikatakan *transient* bila ketika memasuki *state* tertentu proses tidak akan pernah kembali ke *state* itu lagi [3]. Dalam penelitian ini, *state transient* membantu mengidentifikasi kelompok keilmuan yang tidak menjadi tujuan akhir mahasiswa dan berpotensi mengalami perpindahan ke kelompok lain.

Secara matematis, *state i* dikategorikan sebagai *transient* apabila jumlah peluang kembalinya memenuhi $\sum f_{ii} < 1$ [1].

4. Metodologi

4.1 Jenis dan Sumber Data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data primer yang diperoleh dari hasil kuesioner yang disebarikan kepada mahasiswa program studi sains data ITERA angkatan 2022. Kuesioner tersebut berisi informasi mengenai minat awal kelompok keilmuan pada semester 4 serta kelompok keilmuan yang dipilih pada semester 7 sebagai topik Tugas Akhir. Dataset terdiri dari 42 responden.

4.2 Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan pada penelitian ini adalah kelompok keilmuan yang dipilih oleh mahasiswa dengan dua waktu yang berbeda dalam masa studi yang dilakukan. Variabel tersebut menunjukkan ada atau tidaknya perubahan minat mahasiswa dari semester 4 hingga semester 7. Dalam penelitian ini, terdapat 2 kelompok keilmuan yang menjadi variabel penelitian diantaranya :

Tabel 1. Tabel Variabel Penelitian

No	Peubah	Variabel	Satuan
1	X1	Pemodelan dan Simulasi Data	Jiwa
2	X2	Computer Vision	Jiwa

Variabel yang digunakan pada penelitian ini digunakan untuk mengetahui bagaimana mahasiswa bisa tetap pada minat awalnya atau berpindah ke bidang lain ketika memilih topik Tugas Akhir pada semester 7. Variabel tersebut dapat dimanfaatkan untuk menganalisis pola perpindahan minat mahasiswa dengan menggunakan Rantai Markov.

4.3 Langkah Analisis

Langkah analisis yang digunakan dalam penelitian yang didasarkan pada tujuan penelitian adalah sebagai berikut:

1. Pengumpulan Data

Data yang dikumpulkan berupa hasil kuesioner dari 42 mahasiswa Sains Data ITERA angkatan 2022 yang sudah mengambil tugas akhir. Serta memastikan data lengkap dan tidak ada jawaban yang kosong.

2. Mengelompokkan Data

Data yang telah dikumpulkan dikelompokkan dijadikan *state* dalam *Markov Chain*.

X1: Pemodelan dan Simulasi Data

X2: Computer Vision

Data kemudian dihitung jumlah mahasiswa di setiap *state* pada semester 4 dan semester 7. Langkah ini bertujuan untuk mengetahui posisi awal dan posisi akhir setiap responden dalam rantai transisi.

3. Membentuk Tabel Perpindahan

Tahap ini dilakukan untuk mengetahui jumlah mahasiswa yang tetap pada minat awalnya serta menghitung jumlah mahasiswa yang berpindah dari minat awalnya atau berpindah antar *state*. Tahap ini juga untuk mengetahui pertambahan atau pengurangan jumlah dari setiap *state*.

4. Menghitung Probabilitas Transisi

Menghitung probabilitas transisi bertujuan untuk membuat presentase perpindahan minat baca dari satu kelompok minat keilmuan ke kelompok yang lain. Probabilitas tersebut dihitung dengan membagi jumlah perpindahan dari satu suatu bidang keilmuan ke bidang keilmuan yang lain dengan jumlah mahasiswa pada bidang keilmuan di awal. Dengan persamaan (3.4).

5. Menghitung Matriks Transisi Multi-Langkah

Dalam mengetahui perubahan sistem dalam periode waktu yang lebih panjang, maka analisis rantai Markov tidak cukup dengan matriks transisi satu langkah. Oleh karena itu penting dilakukan perhitungan matriks untuk beberapa langkah berikutnya. Salah satu cara dan yang paling umum dilakukan adalah menghitung P^5 , yaitu matriks yang transisi lima langkah proses perpindahannya. Perhitungan ini bertujuan untuk melihat bagaimana distribusi perpindahan minat mahasiswa berkembang setelah melalui beberapa tahapan transisi, sehingga dapat memberikan gambaran mengenai kecenderungan pola minat apabila proses transisi berulang beberapa kali.

6. Menentukan Distribusi Stasioner

Distribusi stasioner digunakan untuk mengetahui perilaku jangka panjang dari suatu sistem setelah melalui banyak langkah transisi, yang didapatkan melalui persamaan (3.6). Ketika distribusi stasioner tercapai, maka perubahan antar *state* tidak lagi mempengaruhi proporsi keseluruhan, hingga sistem dianggap berada dalam kondisi stabil.

7. Klasifikasi Ruang Keadaan (*state*)

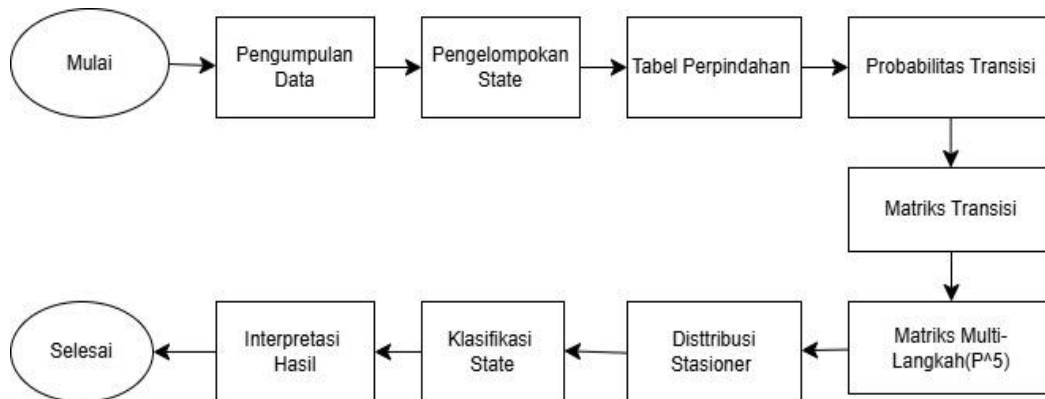
Klasifikasi ini bertujuan untuk mengetahui apakah setiap *state* bersifat recurrent atau transient dalam rantai Markov. Seluruh elemen stasioner memiliki nilai yang positif serta setiap *state* dicapai dari *state* lainnya.

8. Interpretasi Hasil

Hasil dari perhitungan Model Markov yang sudah didapatkan pada langkah sebelumnya seperti matriks transisi, nilai P^5 , distribusi stasioner dan Klasifikasi ruang keadaan akan dianalisis untuk mengetahui kecenderungan perpindahan *state* dalam jangka pendek hingga jangka panjang.

4.4 Diagram Alir

Berikut merupakan diagram alir penelitian ini:



Gambar 1. Diagram Alir

5. Hasil dan Pembahasan

Data penelitian ini diperoleh melalui kuesioner yang disebarakan kepada mahasiswa Program Studi Sains Data, khususnya mahasiswa angkatan 2022 yang telah mengikuti perkuliahan dan penjurusan kelompok keilmuan. Kuesioner dirancang untuk menggali informasi terkait minat awal kelompok keilmuan pada semester 4 serta kelompok keilmuan yang dipilih sebagai topik Tugas Akhir pada semester 7. Dataset terdiri dari 42 responden, yang secara keseluruhan telah mengisi kedua informasi utama yang diperlukan untuk analisis rantai Markov, yaitu:

1. Minat kelompok keilmuan pada Semester 4, dan
2. Kelompok keilmuan yang akhirnya dipilih sebagai topik Tugas Akhir (Semester 7).

Dalam kurikulum Sains Data, terdapat dua kelompok keilmuan yang ditawarkan, yaitu Pemodelan dan Simulasi Data, dan Computer Vision. Kedua bidang ini menjadi ruang keadaan (*state space*) dalam analisis rantai Markov yang dilakukan pada penelitian ini.

$$S = \{X_1, X_2\} \quad (4.3)$$

Dengan X_1 sebagai Pemodelan dan Simulasi Data dan X_2 sebagai Computer Vision. Ruang keadaan ini diskrit, terbatas, dan mewakili pilihan minat mahasiswa, sehingga valid digunakan dalam analisis rantai Markov.

Tabel 2. Jumlah Pemilih, Probabilitas, dan Proporsi pada Semester 4

No	Kelompok keilmuan	Jumlah	Probabilitas	Proporsi
1	Pemodelan & Simulasi Data	26	0.6190	61.90%
2	Computer Vision	16	0.3810	38.10%
Jumlah		42	1.0000	100.00%

Tabel 2 menyajikan jumlah pemilih, probabilitas, dan proporsi mahasiswa terhadap dua kelompok keilmuan pada Semester 4. Berdasarkan hasil tersebut, terlihat bahwa kelompok Pemodelan dan Simulasi Data (X_1) menjadi pilihan mayoritas dengan jumlah pemilih sebanyak 26 mahasiswa, atau sebesar 61,90% dari total responden. Sementara itu, kelompok Computer Vision (X_2) dipilih oleh 16 mahasiswa, dengan proporsi 38,10%. Perbedaan proporsi antara kedua kelompok menunjukkan bahwa sejak awal proses akademik, mahasiswa cenderung lebih tertarik pada bidang Pemodelan dan Simulasi Data dibandingkan Computer Vision.

Tabel 3. Jumlah Pemilih, Probabilitas, dan Proporsi pada Semester 7

No	Kelompok keilmuan	Jumlah	Probabilitas	Proporsi
1	Pemodelan & Simulasi Data	27	0.6249	64.29%
2	Computer Vision	15	0.3571	35.71%
Jumlah		42	1.0000	100.00%

Tabel 3 menunjukkan jumlah pemilih, probabilitas, dan proporsi mahasiswa pada dua kelompok keilmuan ketika memasuki Semester 7 atau saat penentuan topik Tugas Akhir. Dari tabel tersebut terlihat bahwa kelompok Pemodelan dan Simulasi Data (X_1) tetap menjadi pilihan dominan dengan total 27 mahasiswa, atau 64,29% dari keseluruhan responden. Sementara itu, kelompok Computer Vision (X_2) dipilih oleh 15 mahasiswa, dengan proporsi 35,71%. Jika dibandingkan dengan distribusi pada Semester 4, terlihat bahwa kelompok X_1 mengalami peningkatan jumlah peminat sebanyak satu mahasiswa, sedangkan kelompok X_2 mengalami penurunan jumlah pemilih sebanyak satu orang. Meskipun perubahan yang terjadi tidak terlalu signifikan, pola ini menunjukkan adanya perpindahan minat antar kelompok keilmuan.

Tabel 4. Perbandingan Jumlah Pemilih antara Semester 4 dan Semester 7

State	Semester 4	Penambahan	Pengurangan	Semester 7
X ₁	26	3	2	27
X ₂	16	2	3	15
Total	42			42

Tabel 4 memperlihatkan perbandingan jumlah pemilih antara Semester 4 dan Semester 7, sekaligus menampilkan informasi penambahan dan pengurangan jumlah mahasiswa pada masing-masing kelompok keilmuan. Pada Semester 4, kelompok X₁ (Pemodelan dan Simulasi Data) memiliki 26 mahasiswa, sedangkan kelompok X₂ (Computer Vision) memiliki 16 mahasiswa. Ketika memasuki Semester 7, jumlah pemilih X₁ meningkat menjadi 27 mahasiswa, sementara X₂ menurun menjadi 15 mahasiswa. Perubahan jumlah ini menggambarkan adanya perpindahan minat antar kelompok keilmuan.

Kelompok X₁ mengalami penambahan 3 mahasiswa yang sebelumnya tidak memilih kelompok ini pada Semester 4, namun bergabung ketika menentukan topik Tugas Akhir. Pada saat yang sama, terdapat 2 mahasiswa yang berpindah keluar dari X₁ menuju X₂, sehingga kenaikan bersih jumlah mahasiswa di X₁ adalah satu orang. Sebaliknya, kelompok X₂ mengalami penambahan 2 mahasiswa dari X₁, tetapi juga mengalami pengurangan 3 mahasiswa yang berpindah ke X₁. Dengan demikian, X₂ mengalami penurunan bersih satu mahasiswa.

Tabel 5. Pola Perpindahan Minat (Penambahan/Pengurangan)

Dari / Ke	X ₁	X ₂	Sebelum
X ₁	24	2	26
X ₂	3	13	16
Total	27	15	42

Tabel 5 menyajikan pola perpindahan minat mahasiswa antara Semester 4 dan Semester 7 berdasarkan arah perpindahan dari masing-masing kelompok keilmuan. Tabel ini menggambarkan secara rinci jumlah mahasiswa yang tetap berada pada kelompok minat awalnya maupun yang berpindah ke kelompok lainnya. Pada baris pertama, terlihat bahwa dari kelompok X₁ (Pemodelan dan Simulasi Data), terdapat 24 mahasiswa yang tetap bertahan pada kelompok yang sama, sedangkan 2 mahasiswa berpindah ke kelompok X₂ (Computer Vision). Dengan demikian, mayoritas mahasiswa X₁ menunjukkan konsistensi dalam pilihan minat mereka.

Pada baris kedua, kelompok X_2 menunjukkan pola yang berbeda. Dari 16 mahasiswa yang awalnya berada di X_2 , sebanyak 13 mahasiswa tetap memilih kelompok tersebut pada Semester 7, sedangkan 3 mahasiswa berpindah ke X_1 . Perpindahan dari X_2 ke X_1 ini lebih besar dibanding perpindahan dari X_1 ke X_2 , sehingga menghasilkan perpindahan bersih ke arah X_1 . Secara total, jumlah mahasiswa yang memilih X_1 pada Semester 7 menjadi 27 mahasiswa, sedangkan X_2 berjumlah 15 mahasiswa.

Tabel 6. Transisi Penambahan dan Pengurangan Minat

Bidang Minat	Sebelum	Penambahan dari X_1	Penambahan dari X_2	Pengurangan ke X_1	Pengurangan ke X_2	Sesudah
X_1	26	24	3	2	-	27
X_2	16	2	13	-	3	15

Untuk kelompok X_1 (Pemodelan dan Simulasi Data), jumlah awal pada Semester 4 adalah 26 mahasiswa. Dari total tersebut, 24 mahasiswa tetap memilih X_1 pada Semester 7, sehingga dikategorikan sebagai penambahan dari dalam kelompok sendiri. Selain itu, terdapat 3 mahasiswa yang berasal dari X_2 dan berpindah ke X_1 , sehingga termasuk dalam penambahan dari kelompok lain. Pada saat yang sama, 2 mahasiswa berpindah dari X_1 ke X_2 , yang merupakan bentuk pengurangan dari kelompok ini. Secara keseluruhan, perpaduan antara penambahan dan pengurangan menghasilkan jumlah akhir X_1 sebanyak 27 mahasiswa, yang berarti terjadi peningkatan bersih satu mahasiswa.

Pada kelompok X_2 (Computer Vision), jumlah awal adalah 16 mahasiswa. Dari jumlah tersebut, 13 mahasiswa tetap berada di X_2 sehingga dicatat sebagai penambahan dari dalam kelompok. Selain itu, 2 mahasiswa berasal dari X_1 dan berpindah ke X_2 , sehingga masuk dalam kategori penambahan dari kelompok lain. Namun, kelompok ini mengalami 3 pengurangan, yaitu perpindahan keluar menuju X_1 . Dampak dari perpindahan ini menyebabkan jumlah akhir X_2 menurun menjadi 15 mahasiswa, atau berkurang satu mahasiswa dibandingkan jumlah awal. Secara keseluruhan, Tabel 5 memperlihatkan bahwa perpindahan minat terjadi secara dua arah, tetapi arah perpindahan dominan mengarah ke X_1 .

Tabel 7. Persentase Perpindahan Minat (Semester 4 ke Semester 7)

Dari / Ke	X_1	X_2	Jumlah
X_1	$24/26 = 0.9231$	$2/26 = 0.0769$	26
X_2	$3/16 = 0.1875$	$13/16 = 0.8125$	16

Tabel 7 menyajikan persentase perpindahan minat mahasiswa dari Semester 4 ke Semester 7, yang dihitung berdasarkan proporsi perpindahan dari masing-masing *state* menuju *state* lain. Persentase ini menjadi dasar dalam pembentukan matriks peluang transisi (P) pada model rantai Markov. Pada baris pertama, mahasiswa yang memilih X_1 (Pemodelan dan Simulasi Data) pada Semester 4 berjumlah 26 orang. Dari jumlah tersebut, 24 mahasiswa tetap berada pada kelompok yang sama, sehingga probabilitas *self-transition* X_1 adalah $24/26 = 0.9231$. Sementara itu, 2 mahasiswa berpindah dari X_1 ke X_2 , sehingga probabilitas perpindahan X_1 ke X_2 adalah $2/26 = 0.0769$. Nilai ini menunjukkan bahwa sebagian besar mahasiswa yang memilih X_1 cenderung mempertahankan minatnya.

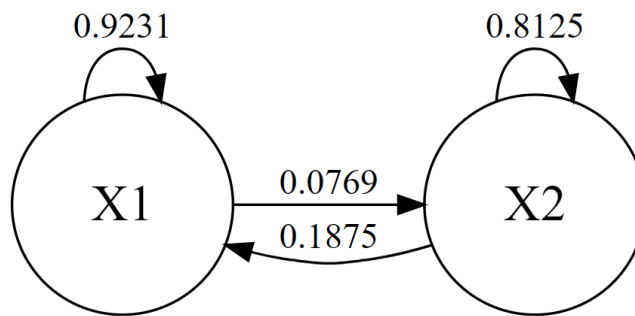
Pada baris kedua, mahasiswa yang memilih X_2 (Computer Vision) pada Semester 4 berjumlah 16 orang. Sebanyak 13 mahasiswa tetap pada kelompok X_2 sehingga peluang *self-transition* X_2 adalah $13/16 = 0.8125$. Sisanya, 3 mahasiswa berpindah dari X_2 ke X_1 , sehingga probabilitas perpindahan X_2 ke X_1 adalah $3/16 = 0.1875$. Nilai ini lebih besar dibanding peluang perpindahan dari X_1 ke X_2 , yang berarti bahwa arah perpindahan minat lebih banyak mengalir ke X_1 dibandingkan ke X_2 .

Dari Tabel 7 diperoleh **matriks peluang transisi (P)**:

$$P = \begin{bmatrix} 0.9231 & 0.0769 \\ 0.1875 & 0.8125 \end{bmatrix}$$

Matriks transisi menggambarkan kuatnya preferensi awal mahasiswa terhadap kelompok keilmuan tertentu. Matriks ini menunjukkan bahwa peluang mahasiswa mempertahankan minat awalnya lebih tinggi dibanding berpindah minat. Mahasiswa yang memilih X_1 pada semester 4, 92.31% tetap pada X_1 dan 7.69% pindah ke X_2 . Mahasiswa yang memilih X_2 , 81.25% tetap pada X_2 dan 18.75% pindah ke X_1 .

Selain itu, perpindahan dari X_2 ke X_1 lebih besar dibanding perpindahan sebaliknya, yang mengindikasikan bahwa X_1 memiliki daya tarik yang lebih kuat pada proses penentuan topik Tugas Akhir. Hal ini konsisten dengan hasil tabel-tabel sebelumnya dan memperkuat temuan bahwa X_1 merupakan *state* yang lebih dominan dalam dinamika pemilihan kelompok keilmuan mahasiswa Sains Data.



Gambar 2. Diagram Transisi

Diagram transisi pada Gambar 2, menunjukkan pola perpindahan minat mahasiswa antara dua *state*, yaitu X_1 (Pemodelan dan Simulasi Data) dan X_2 (*Computer Vision*). Panah melingkar pada masing-masing *state* menggambarkan peluang mahasiswa mempertahankan minat awalnya. Nilai self-transition $X_1 \rightarrow X_1$ sebesar 0.9231 menunjukkan tingkat konsistensi yang sangat tinggi, sementara self-transition $X_2 \rightarrow X_2$ sebesar 0.8125 juga menunjukkan stabilitas yang cukup kuat.

Panah antar *state* menunjukkan perpindahan minat. Perpindahan dari X_1 ke X_2 memiliki probabilitas 0.0769, lebih kecil dibanding perpindahan dari X_2 ke X_1 sebesar 0.1875. Hal ini menunjukkan bahwa mahasiswa yang berasal dari X_2 lebih berpeluang berpindah ke X_1 dibandingkan arah sebaliknya.

Secara keseluruhan, diagram ini memperlihatkan bahwa X_1 merupakan *state* yang lebih dominan dan stabil, dengan tingkat retensi tinggi dan arus perpindahan mahasiswa yang lebih banyak menuju X_1 . Pola ini konsisten dengan hasil matriks transisi dan distribusi stasioner pada analisis Markov.

Untuk memahami perilaku sistem dalam jangka menengah, analisis rantai Markov tidak hanya melihat matriks peluang transisi satu langkah (P), tetapi juga matriks transisi pada beberapa langkah ke depan. Salah satu pendekatan yang umum dilakukan adalah menghitung P^5 , yaitu matriks transisi lima langkah. Perhitungan ini bertujuan untuk melihat bagaimana distribusi perpindahan minat mahasiswa berkembang setelah melalui beberapa tahapan transisi, sehingga dapat memberikan gambaran mengenai kecenderungan pola minat apabila proses transisi berulang beberapa kali.

Hasil perhitungan matriks transisi lima langkah (P^5) ditunjukkan pada matriks berikut:

$$P^5 = \begin{bmatrix} 0.7717 & 0.2283 \\ 0.5564 & 0.4463 \end{bmatrix}$$

Matriks ini menunjukkan bahwa setelah lima langkah transisi, peluang mahasiswa berada pada *state* X_1 meningkat menjadi 0.7717 atau sekitar 77%, terlepas dari *state* awalnya. Sementara itu, peluang mahasiswa berada pada X_2 menurun menjadi 0.2283 apabila awalnya berada di X_1 , dan menjadi 0.4463 apabila awalnya berada di X_2 . Pola ini memperlihatkan kecenderungan bahwa setelah beberapa kali transisi, sistem mulai bergerak lebih dekat menuju distribusi stasioner, di mana X_1 tetap menjadi *state* yang lebih dominan. Dengan kata lain, P^5 memberikan gambaran bahwa dalam jangka menengah, dinamika minat mahasiswa sudah menunjukkan arah konsisten menuju *state* X_1 .

Dalam analisis rantai Markov, distribusi stasioner digunakan untuk menggambarkan perilaku jangka panjang dari suatu sistem setelah melalui banyak langkah transisi. Distribusi ini diperoleh dengan mencari vektor peluang π yang memenuhi persamaan $\pi = \pi P$, di mana π merupakan vektor baris dan P adalah matriks peluang transisi satu langkah. Ketika distribusi stasioner tercapai, perubahan antar *state* tidak lagi mempengaruhi proporsi keseluruhan, sehingga sistem dianggap berada dalam kondisi stabil.

Distribusi stasioner dihitung dari persamaan (4.2), sehingga menghasilkan :

$$\pi = (0.7091, 0.2909)$$

Nilai tersebut menunjukkan bahwa dalam jangka panjang, sekitar 70.91% mahasiswa cenderung memilih Pemodelan dan Simulasi Data (X_1), sedangkan 29.09% lainnya memilih *Computer Vision* (X_2). Pola ini mengonfirmasi temuan sebelumnya bahwa X_1 merupakan *state* yang lebih stabil dan lebih dominan dalam dinamika perpindahan minat mahasiswa. Hasil ini selaras dengan teori rantai Markov yang menyatakan bahwa sistem irreducible dengan probabilitas self-transition tinggi akan cenderung mengarah pada satu distribusi tetap yang tidak berubah lagi meskipun transisi terus berulang.

Klasifikasi ruang keadaan dilakukan untuk menentukan apakah setiap *state* bersifat recurrent atau transient dalam rantai Markov. Karena seluruh elemen stasioner bernilai positif dan setiap *state* dapat dicapai dari *state* lainnya (*chain irreducible*), maka:

Tabel 8. Klasifikasi Ruang Keadaan

<i>State</i>	Klasifikasi
X_1	<i>Recurrent</i>
X_2	<i>Recurrent</i>

Berdasarkan hasil distribusi stasioner yang telah diperoleh sebelumnya, kedua *state*, yaitu X_1 (Pemodelan dan Simulasi Data) dan X_2 (Computer Vision) memiliki nilai

peluang stasioner yang positif, masing-masing sebesar 0.7091 dan 0.2909. Nilai positif ini menunjukkan bahwa setiap *state* akan dikunjungi kembali dalam jangka panjang, sehingga tidak ada *state* yang “hilang” atau terabaikan dalam proses transisi.

Selain itu, matriks peluang transisi menunjukkan bahwa dari setiap *state* terdapat peluang untuk mencapai *state* lainnya, baik secara langsung maupun melalui beberapa langkah transisi. Hal ini memenuhi sifat *irreducible chain*, yaitu kondisi di mana seluruh *state* saling terhubung dan dapat dicapai satu sama lain. Dengan terpenuhinya dua syarat tersebut, nilai stasioner positif dan keterhubungan antar *state*, maka seluruh *state* dalam sistem diklasifikasikan sebagai recurrent.

6. Kesimpulan dan Saran

Berdasarkan hasil analisis menggunakan rantai markov, terdapat dinamika perpindahan minat kelompok keilmuan pada mahasiswa Sains Data ITERA angkatan 2022 antara semester 4 dan semester 7. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kelompok keilmuan Pemodelan dan Simulasi Data (X1) merupakan *state* yang lebih dominan dan stabil. Berdasarkan probabilitas perpindahan dari X2 ke X1 yang nilainya sebesar 18,75%, menunjukkan bahwa kelompok keilmuan Pemodelan dan Simulasi memiliki daya tarik yang lebih besar. Selain itu, probabilitas self-transition pada kelompok keilmuan Pemodelan dan Simulasi (X1) lebih tinggi dibandingkan dengan Computer Vision (X2). Secara keseluruhan, rantai markov dapat memetakan kecenderungan minat mahasiswa dalam pemilihan topik tugas akhir.

7. Daftar Pustaka

- [1] S. Rivaldi, S. Martha, dan Yundari, “Penerapan Rantai Markov dalam Pemilihan Bidang Skripsi di Prodi Matematika FMIPA UNTAN Angkatan 2017–2019,” Buletin Ilmiah Math. Stat. dan Terapannya (Bimaster), vol. 13, no. 5, pp. 601–608, 2024.
- [2] A. S. Trinata, S. F. A. B. B., I. U. Alisyahbana, I. Haikal, and B. Mardhotillah, “Pemodelan Perilaku Peralihan Platform QRIS di Program Studi Matematika Universitas Jambi: Analisis Rantai Markov yang Terintegrasi dengan Wawasan Kualitatif,” *Multi Proximity: Jurnal Statistika Universitas Jambi*, vol. 3, no. 1, Jun. 2024.
- [3] Y. A. R. Langi, “Penentuan Klasifikasi *State* pada Rantai Markov dengan Menggunakan Nilai Eigen dari Matriks Peluang Transisi,” Program Studi Matematika, FMIPA, Universitas Sam Ratulangi, Manado.
- [4] I. G. E. A. A. Punia, “Distribusi Stasioner Rantai Markov pada Kasus COVID-19 Desember 2023,” Fakultas Kedokteran, Universitas Mahasaraswati Denpasar, dan Matematika, Universitas Terbuka, Tangerang Selatan.

- [5] A. Akhdan and A. Fauzy, "Pendekatan Rantai Markov Waktu Diskrit dalam Memprediksi Penurunan dan Kenaikan Jumlah Pelanggan Air Minum Baru PDAM Kota Surakarta," *Emerging Statistics and Data Science Journal*, vol. 1, no. 2, 2023.