

**PENERAPAN RANTAI MARKOV UNTUK MENGANALISIS
POLA KERAMAIAH PENGUNJUNG DI EMBUNG A
INSTITUT TEKNOLOGI SUMATERA**

Mata Kuliah Pemodelan Stokastik



Disusun Oleh :

Pandra Insani Putra Azwar 121450137
Lia Alyani 121450138
Muhammad Bayu Syuhada 122450007
Kemas Veriandra Ramadhan 122450016

**Program Studi Sains Data
Fakultas Sains
Institut Teknologi Sumatera
2025**

Abstrak

Embung A Institut Teknologi Sumatera (ITERA) merupakan fasilitas ruang terbuka hijau yang berfungsi sebagai pusat interaksi sosial, namun memiliki pola kunjungan yang fluktuatif dan bersifat stokastik. Penelitian ini bertujuan untuk memodelkan pola perubahan status keramaian pengunjung menggunakan metode Rantai Markov Waktu Diskrit untuk memprediksi probabilitas transisi dan kondisi keseimbangan (*steady state*). Data diperoleh melalui observasi langsung terhadap jumlah pejalan kaki dan pelari selama 3 hari pada pukul 17.00 - 18.00 WIB dengan interval pencatatan setiap 10 menit. Ruang keadaan diklasifikasikan menjadi 3 kategori, yaitu Sepi, Sedang, dan Ramai dengan menggunakan pendekatan quantile untuk memastikan pembagian data yang seimbang. Hasil analisis menunjukkan bahwa Rantai Markov yang terbentuk bersifat ergodik, dengan distribusi stasioner yang memprediksi peluang kondisi Sepi sebesar 39,3%, Sedang sebesar 27%, dan Ramai sebesar 33,7% dalam jangka panjang. Selain itu, prediksi jangka pendek memperlihatkan bahwa kondisi Sedang memiliki kecenderungan terbesar untuk berubah menjadi Ramai dalam 20 menit ke depan. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan rekomendasi berbasis data bagi pengelola kampus dalam mengoptimalkan jadwal pengawasan keamanan dan pemeliharaan fasilitas.

Kata Kunci : Embung A ITERA, Distribusi Stasioner, Matriks Peluang Transisi, Proses Stokastik, Rantai Markov.

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Institut Teknologi Sumatera (ITERA) sebagai perguruan tinggi yang mengusung konsep *Smart, Friendly, and Forest Campus* memiliki berbagai fasilitas ruang terbuka hijau yang berfungsi sebagai area konservasi air sekaligus tempat interaksi sosial bagi civitas akademika. Salah satu ikon utama di lingkungan kampus ITERA adalah Embung A. Selain fungsi utamanya sebagai infrastruktur pengendali banjir dan cadangan air baku, Embung A telah menjadi pusat keramaian bagi mahasiswa untuk berolahraga, berdiskusi, atau sekadar berwisata ringan di sela-sela aktivitas perkuliahan.

Namun, tingkat keramaian pengunjung di kawasan Embung A memiliki pola yang tidak deterministik dan sangat fluktuatif bergantung pada waktu pengamatan. Pada jam-jam tertentu kawasan ini bisa sangat padat (ramai), namun di waktu lain bisa tiba-tiba menjadi lengang (sepi). Perubahan jumlah pengunjung yang terjadi secara acak seiring berjalannya waktu ini merupakan fenomena yang dapat dimodelkan secara matematis sebagai proses stokastik. Proses stokastik adalah himpunan variabel acak yang merepresentasikan evolusi suatu sistem yang nilainya berubah secara probabilistik terhadap parameter waktu [1]. Ketidakpastian pola kedatangan ini sering kali menyulitkan pihak pengelola keamanan kampus (K3L) maupun penyedia layanan fasilitas di sekitar embung dalam memprediksi kapan waktu puncak kepadatan terjadi guna mengoptimalkan pengawasan dan kebersihan.

Untuk mengatasi ketidakpastian tersebut, diperlukan suatu metode pemodelan matematika yang mampu memprediksi probabilitas perubahan status keramaian di masa depan berdasarkan data historis saat ini. Salah satu metode yang relevan untuk kasus perubahan status (*state transition*) adalah Rantai Markov (*Markov Chain*) Waktu Diskrit. Metode ini bekerja berdasarkan prinsip *memoryless*, di mana peluang kejadian di masa depan hanya dipengaruhi oleh keadaan saat ini dan tidak bergantung pada kejadian di masa lalu.

Efektivitas Rantai Markov dalam menganalisis pola kunjungan dan keramaian telah dibuktikan dalam beberapa penelitian terdahulu di Indonesia. Penelitian mengenai kunjungan wisata menunjukkan bahwa pendekatan Markov memiliki akurasi yang baik dalam menangani data kunjungan yang memiliki fluktuasi tinggi dan ketidakpastian pola [2]. Penelitian lain juga menerapkan prinsip stokastik pada sistem antrean layanan publik dan menemukan bahwa analisis probabilitas kedatangan sangat krusial untuk menentukan kondisi keseimbangan (*steady state*) sistem, sehingga kapasitas layanan dapat disesuaikan dengan lonjakan pengunjung [3].

Meskipun metode ini telah diterapkan pada berbagai kasus pariwisata dan pelayanan publik, penerapannya secara spesifik untuk menganalisis dinamika keramaian di fasilitas kampus ITERA belum banyak dilakukan. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menerapkan Rantai Markov guna memodelkan pola perpindahan status keramaian di Embung A (misalnya: Sepi, Normal, Ramai). Analisis ini diharapkan dapat menghasilkan informasi mengenai peluang transisi dan distribusi stasioner (*steady state*) pengunjung, yang berguna bagi manajemen kampus dalam pengambilan keputusan berbasis data (*data-driven decision making*) terkait pengelolaan fasilitas umum.

1.2 Rumusan Masalah

1. Bagaimana bentuk matriks peluang transisi (*transition probability matrix*) dari perubahan status keramaian pengunjung di Embung A ITERA?
2. Bagaimana distribusi peluang keramaian pengunjung dalam jangka panjang (*steady state*) di kawasan Embung A ITERA?
3. Bagaimana prediksi peluang status keramaian pengunjung (sepi, sedang, ramai) untuk beberapa periode waktu ke depan berdasarkan data saat ini?

1.3 Tujuan Penelitian

1. Membentuk matriks peluang transisi yang merepresentasikan pola perpindahan status keramaian pengunjung di Embung A ITERA.

2. Menentukan nilai distribusi stasioner (*steady state*) untuk mengetahui proporsi peluang kondisi keramaian dalam jangka panjang (keseimbangan).
3. Menganalisis prediksi pola keramaian pengunjung di masa depan sebagai dasar informasi bagi pengelola fasilitas kampus.

1.4 Manfaat Penelitian

1. Mengimplementasikan konsep dan teori Pemodelan Stokastik, khususnya metode Rantai Markov, untuk memecahkan masalah ketidakpastian pola pengunjung di lingkungan kampus secara kuantitatif.
2. Menambah khazanah literatur dan referensi akademik terkait penerapan metode *Discrete Time Markov Chain* pada studi kasus fasilitas ruang terbuka hijau di lingkungan pendidikan.
3. Memberikan rekomendasi berbasis data (*data-driven insights*) kepada pihak pengelola kampus (seperti unit K3L dan Sarpras ITERA) dalam mengatur efisiensi jadwal pemeliharaan kebersihan dan pengawasan keamanan di area Embung A berdasarkan prediksi waktu sibuk.
4. Menyediakan informasi mengenai pola probabilitas keramaian bagi mahasiswa maupun civitas akademika ITERA, sehingga dapat membantu dalam perencanaan waktu kunjungan yang efektif sesuai dengan preferensi pengunjung.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Penelitian Terdahulu

Metode Rantai Markov telah banyak diterapkan dalam berbagai penelitian di Indonesia untuk menganalisis pola perubahan keadaan pada sistem stokastik, termasuk dalam bidang pelayanan publik, pariwisata, dan perilaku konsumen. Tinjauan terhadap penelitian-penelitian terdahulu ini penting untuk memetakan posisi penelitian mengenai pola keramaian di Embung A ITERA.

Penelitian terkait analisis keramaian dilakukan dengan menerapkan teori antrian dan prinsip stokastik untuk mengevaluasi sistem pelayanan di Rumah Sakit Umum Daerah Maria Walanda Maramis. Penelitian ini menunjukkan bahwa analisis berbasis alur kedatangan (*flow*) dan waktu pelayanan sangat efektif untuk mengidentifikasi kondisi *steady state* (keseimbangan) dari suatu sistem keramaian, sehingga pengelola dapat mengoptimalkan kapasitas layanan saat terjadi lonjakan pengunjung [3]. Relevansi penelitian ini dengan makalah ini terletak pada penggunaan konsep probabilitas kedatangan untuk memprediksi kepadatan orang di suatu lokasi publik.

Selain itu, penelitian sebelumnya menggunakan Rantai Markov untuk memodelkan peluang perpindahan konsumen antar platform layanan. Meskipun objek penelitiannya berbeda, metode yang digunakan memiliki kesamaan struktural dengan analisis pola pengunjung, yaitu memandang perubahan status dari satu merk ke merk lain, atau dari sepi ke ramai sebagai sebuah proses transisi keadaan (*state transition*). Hasil penelitian mereka membuktikan bahwa Rantai Markov mampu memprediksi dominasi keadaan di masa depan berdasarkan data historis perpindahan saat ini dengan tingkat akurasi yang baik [4].

Dalam konteks prediksi kunjungan, penelitian tesisnya di Universitas Hasanuddin membandingkan metode *Fuzzy Time Series* dan *Markov Chain* untuk meramalkan jumlah kunjungan wisatawan mancanegara di Indonesia. Temuan penelitian ini mengonfirmasi bahwa pendekatan Rantai Markov memiliki keunggulan dalam menangani data yang berfluktuasi dan memiliki pola ketidakpastian tinggi, seperti

halnya data kunjungan wisata [2]. Hal ini mendukung pemilihan metode Rantai Markov dalam menganalisis pola keramaian di Embung A ITERA yang cenderung bersifat fluktuatif bergantung pada waktu dan hari.

2.2 Proses Stokastik

Proses stokastik merupakan konsep fundamental dalam pemodelan matematika untuk menganalisis fenomena yang berubah seiring waktu secara acak (probabilistik). Secara formal, proses stokastik didefinisikan sebagai himpunan variabel acak $\{X(t), t \in T\}$, di mana t merepresentasikan parameter waktu yang merupakan elemen dari himpunan indeks T , dan $X(t)$ merepresentasikan keadaan (*state*) sistem pada waktu t [1].

Sebuah proses stokastik dapat diklasifikasikan berdasarkan sifat dari ruang parameter T dan ruang keadaan S , yang terbagi menjadi empat kategori utama [5]:

1. Proses stokastik dengan waktu diskrit dan ruang keadaan diskrit.
2. Proses stokastik dengan waktu diskrit dan ruang keadaan kontinu.
3. Proses stokastik dengan waktu kontinu dan ruang keadaan diskrit.
4. Proses stokastik dengan waktu kontinu dan ruang keadaan kontinu.

Untuk kasus di mana parameter waktu T bersifat diskrit, proses stokastik sering dinotasikan sebagai himpunan $\{X_n, n = 0, 1, 2, \dots\}$. Pada kondisi ini, perpindahan keadaan sistem terjadi pada titik-titik waktu tertentu yang terpisah [6]. Hal ini relevan dengan pengamatan data keramaian pengunjung yang umumnya dilakukan dalam interval waktu tertentu (misalnya per jam atau per hari), sehingga pendekatan waktu diskrit lebih sering digunakan dalam analisis pola antrean atau kunjungan.

Jika X_n berada pada suatu nilai spesifik i dalam ruang keadaan S , maka sistem dikatakan sedang berada dalam keadaan i pada waktu ke- n , yang secara matematis ditulis sebagai $X_n = i$ [7]. Konsep dasar ini menjadi landasan dalam pembentukan model Rantai Markov, di mana prediksi keadaan di masa depan sangat bergantung pada struktur dependensi antar variabel acak tersebut.

2.3 Rantai Markov

Rantai Markov (Markov Chain) adalah suatu jenis proses stokastik di mana probabilitas keadaan masa depan dari sistem hanya bergantung pada keadaan saat ini, dan tidak bergantung pada sejarah sebelumnya [8]. Dalam istilah matematis, jika kita punya proses diskrit $\{X_n, n = 0, 1, 2, \dots\}$, maka sifat Markov dapat dituliskan sebagai berikut :

$$P(x_{n+1} = j | x_n = i, x_{n-1} = i_{n-1}, \dots, x_0 = i_0) = P(x_{n+1} = j | x_n = i) \quad (1)$$

yang mana transisi ke keadaan j pada waktu $n + 1$ hanya bergantung pada keadaan i pada waktu n .

Karena itu, *Markov Chain* ideal untuk memodelkan sistem dengan dinamika alih-status (*state transitions*) seperti perubahan dari “sepi ke ramai” atau “ramai ke sepi” pada lokasi publik. Dalam konteks keramaian di Embung A ITERA, setiap “state” bisa mewakili tingkat kepadatan pengunjung (sepi, sedang, ramai), dan transisi antar state dari satu interval waktu ke interval berikutnya bisa dimodelkan dengan Rantai Markov.

2.3 Matriks Peluang Transisi

Elemen kunci dalam analisis Rantai Markov adalah peluang perpindahan dari satu keadaan ke keadaan lainnya, yang disebut sebagai peluang transisi. Jika didefinisikan π_{ij} sebagai peluang transisi satu langkah (one-step transition probability) dari keadaan i pada waktu n menuju keadaan j pada waktu $n + 1$, maka secara matematis dapat dituliskan sebagai:

$$p_{ij} = P(X_{n+1} = j | X_n = i) \quad (2)$$

Kumpulan dari seluruh kemungkinan peluang transisi antara keadaan-keadaan dalam ruang keadaan S disusun dalam bentuk matriks persegi yang disebut Matriks Peluang Transisi atau Matriks Stokastik, yang biasanya dinotasikan dengan P [9].

Jika ruang keadaan S terdiri dari m keadaan yang mungkin (misalnya $S = \{1, 2, \dots, m\}$), maka matriks transisi P akan berukuran $m \times m$ dengan bentuk sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & \dots & P_{1m} \\ P_{21} & P_{22} & \dots & P_{2m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ P_{m1} & P_{m2} & \dots & P_{mm} \end{bmatrix} \quad (3)$$

Sebuah matriks dikatakan sebagai matriks peluang transisi yang valid jika memenuhi dua sifat dasar stokastik, yaitu [10]:

1. Nilai setiap elemen peluang harus non-negatif, $P_{ij} \geq 0$ untuk semua i, j .
2. Jumlah elemen peluang dalam setiap baris harus sama dengan satu, yang berarti peluang sistem berpindah dari keadaan i ke salah satu keadaan yang mungkin (termasuk tetap di i) adalah pasti. Secara matematis ditulis:

$$\sum_{j=1}^m p_{ij} = 1, \text{ untuk setiap } i = 1, 2, \dots, m \quad (4)$$

Selain transisi satu langkah, Rantai Markov juga memungkinkan perhitungan peluang transisi n langkah, yang dinotasikan sebagai $p_{ij}^{(n)}$. Peluang ini merepresentasikan probabilitas sistem berpindah dari keadaan i ke keadaan j setelah melewati n periode waktu. Matriks peluang transisi n langkah, $P^{(n)}$, dapat diperoleh dengan memangkatkan matriks transisi satu langkah sebanyak n kali, sesuai dengan persamaan Chapman-Kolmogorov [11]:

$$P^{(n)} = P^n = P \times P \times \dots \times P \quad (5)$$

Persamaan ini sangat berguna dalam memprediksi distribusi probabilitas keadaan di masa depan berdasarkan kondisi saat ini.

2.4 Distribusi Stasioner

Analisis Rantai Markov tidak hanya terbatas pada prediksi satu langkah ke depan, tetapi juga digunakan untuk mengetahui perilaku sistem dalam jangka panjang (n

mendekati tak hingga). Jika suatu Rantai Markov bersifat ergodik yaitu bersifat *irreducible* (setiap keadaan dapat dicapai dari keadaan lain) dan *aperiodic* maka sistem tersebut akan mencapai kondisi keseimbangan yang disebut distribusi stasioner atau *steady state* [12].

Distribusi stasioner didefinisikan sebagai suatu vektor peluang $\pi = [\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_m]$ yang tidak lagi berubah meskipun dikalikan dengan matriks transisi P . Secara matematis, kondisi ini terjadi ketika nilai peluang transisi n langkah konvergen menuju suatu nilai tetap saat $n \rightarrow \infty$, yang dinyatakan dalam persamaan:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P^{(n)} = \Pi \quad (6)$$

Di mana Π adalah matriks limit yang baris-barisnya identik dan sama dengan vektor π . Vektor π merepresentasikan peluang jangka panjang sistem berada pada masing-masing keadaan, terlepas dari keadaan awalnya [13].

Untuk menentukan nilai distribusi stasioner π_j ($j = 1, 2, \dots, m$), digunakan sistem persamaan linear yang dibentuk dari hubungan $\pi P = \pi$. Sistem persamaan ini harus memenuhi dua syarat utama, yaitu persamaan keseimbangan dan syarat normalisasi peluang. Persamaan tersebut dituliskan sebagai berikut:

$$\pi_j = \sum_{i=1}^m \pi_i P_{ij}, \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (7)$$

$$\sum_{j=1}^m \pi_j = 1 \quad (8)$$

Penyelesaian dari sistem persamaan linear di atas akan menghasilkan nilai probabilitas untuk setiap keadaan dalam kondisi stabil [14]. Dalam konteks pemodelan keramaian, nilai π_j dapat diinterpretasikan sebagai proporsi waktu di mana lokasi pengamatan berada dalam kondisi j dalam jangka waktu yang panjang. Informasi ini menjadi dasar pengambilan keputusan strategis karena menggambarkan pola perilaku sistem yang paling dominan.

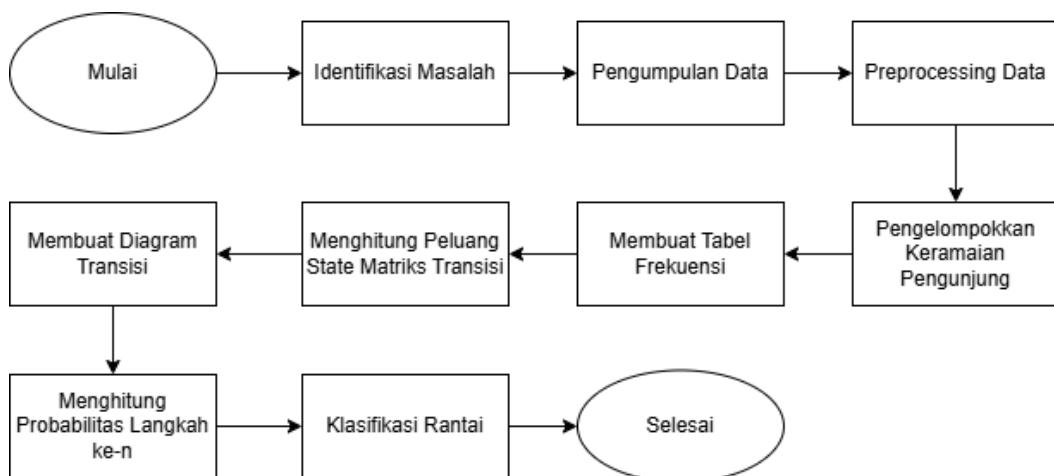
BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan pada bulan November hingga Desember 2025 di lingkungan kampus Institut Teknologi Sumatera (ITERA), khususnya di area Embung A yang terletak di dalam kawasan kampus. Pengambilan data observasi dilakukan selama tiga hari berturut-turut pada tanggal 12, 13, dan 15 November 2025, dengan rentang waktu pengamatan setiap harinya adalah pukul 17:00–18:00 WIB. Interval pencatatan data dilakukan setiap 10 menit, sehingga dalam satu hari diperoleh enam titik data observasi. Total keseluruhan data yang dikumpulkan adalah 18 observasi yang kemudian digunakan sebagai basis dalam pemodelan Rantai Markov untuk menganalisis pola keramaian pengunjung di kawasan Embung A ITERA.

3.2 Alur Penelitian



Gambar 1. Alur Penelitian.

Tahapan penelitian dimulai dengan identifikasi masalah yaitu merumuskan permasalahan mengenai ketidakpastian pola keramaian pengunjung di Embung A ITERA yang bersifat fluktuatif. Langkah selanjutnya adalah pengumpulan data, yang dilakukan melalui observasi langsung di lapangan untuk mencatat jumlah pengunjung dalam interval waktu tertentu. Data mentah yang diperoleh kemudian masuk ke tahap preprocessing data untuk diurutkan dan

dirapihkan agar siap dianalisis. Setelah data siap, dilakukan pengelompokan keramaian pengunjung (pembentukan *state*) menggunakan metode *quantile* untuk membagi data menjadi kategori Sepi, Sedang, dan Ramai. Berdasarkan pengelompokan tersebut, selanjutnya menyusun urutan perubahan *state* untuk membuat tabel frekuensi, yang menghitung jumlah perpindahan dari satu keadaan ke keadaan lainnya. Tabel frekuensi ini menjadi dasar untuk menghitung peluang *state* matriks transisi, yaitu menentukan nilai probabilitas perpindahan antar *state* yang kemudian disusun dalam matriks stokastik P.

Untuk mempermudah interpretasi, hasil matriks divisualisasikan dengan membuat diagram transisi yang menggambarkan arah dan besar peluang perubahan antar status keramaian. Analisis dilanjutkan dengan menghitung probabilitas langkah ke-n yang bertujuan memprediksi kondisi keramaian beberapa periode ke depan menggunakan perkalian matriks. Tahap analisis terakhir adalah klasifikasi rantai, yaitu mengidentifikasi sifat-sifat Rantai Markov (seperti *irreducible* dan *aperiodic*) untuk menentukan apakah sistem mencapai kondisi keseimbangan (*steady state*) sebelum seluruh rangkaian penelitian dinyatakan selesai.

3.3 Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data primer yang diperoleh melalui observasi langsung di lapangan. Observasi dilakukan dengan cara menghitung jumlah pengguna *track* Embung A ITERA yang meliputi pejalan kaki dan pelari pada interval waktu tertentu. Pengamatan dilakukan secara sistematis dengan mencatat waktu pengamatan, urutan hari, dan jumlah orang yang melintas pada setiap periode pengamatan.

3.4 Pembentukan Ruang Keadaan (*State Space*)

Pembentukan ruang keadaan dilakukan dengan tujuan mengkategorikan tingkat keramaian pengunjung ke dalam kelompok-kelompok yang lebih sederhana dan mudah dianalisis. Metode yang digunakan adalah pembagian berbasis *quantile*, yang memastikan setiap kategori memiliki jumlah data yang relatif seimbang [15]. Proses dimulai dengan mengurutkan seluruh nilai jumlah pengunjung dari terkecil hingga terbesar. Selanjutnya, data dibagi menjadi tiga kelompok berdasarkan nilai *quantile* pada persentil 33,3% ($Q_0.33$), $Q_{0.33}$ dan

66,7% ($Q_{0.66}Q_{0.66}$). Pembagian ini menghasilkan tiga kategori state sebagai berikut:

$$S=\{S1 \text{ (Sepi)}, S2 \text{ (Sedang)}, S3 \text{ (Ramai)}\}$$

Rentang nilai untuk setiap *state* ditentukan berdasarkan hasil perhitungan *quantile* sebagai berikut:

$$\textbf{State 1 (Sepi)} : Q_0 \leq x \leq Q_{0.33}$$

$$\textbf{State 2 (Sedang)} : Q_{0.33} < x \leq Q_{0.66}$$

$$\textbf{State 3 (Ramai)} : Q_{0.66} < x \leq Q_1$$

Dengan menggunakan metode ini, setiap observasi jumlah pengunjung dapat dipetakan ke dalam salah satu dari tiga *state* yang telah didefinisikan. Pendekatan berbasis *quantile* dipilih karena memiliki keunggulan dalam menangani distribusi data yang tidak normal dan memastikan representasi yang adil terhadap setiap kategori keramaian [16].

3.5 Penyusunan Deret *State* Berdasarkan Urutan Waktu

Setelah setiap observasi diklasifikasikan ke dalam *state* yang sesuai, langkah selanjutnya adalah menyusun deret *state* berdasarkan urutan waktu pengamatan. Deret *state* ini merepresentasikan perubahan kondisi keramaian dari satu periode ke periode berikutnya dan menjadi dasar dalam analisis transisi Rantai Markov [17]. Deret *state* disusun secara berurutan mulai dari pengamatan pertama hingga pengamatan terakhir, mengikuti kronologi waktu dan hari pengamatan. Notasi deret *state* dapat dituliskan sebagai:

$$\{X_1, X_2, X_3, \dots, X_n\}$$

di mana X_t menyatakan state pada waktu ke- t , dengan $t=1,2,3,\dots,n$ dan n adalah jumlah total observasi. Penyusunan deret ini memungkinkan identifikasi pola perpindahan antar state, seperti dari Sepi ke Sedang, dari Sedang ke Ramai, atau tetap berada pada *state* yang sama. Informasi mengenai pola perpindahan ini

selanjutnya digunakan untuk menghitung frekuensi transisi yang menjadi input dalam pembentukan matriks probabilitas transisi [18].

3.6 Pembentukan Matriks Probabilitas Transisi

Matriks probabilitas transisi merupakan komponen utama dalam analisis Rantai Markov yang menggambarkan peluang perpindahan dari satu state ke state lainnya dalam satu langkah waktu [19]. Matriks ini dinotasikan sebagai P dan disusun berdasarkan frekuensi transisi yang telah dihitung sebelumnya. Elemen matriks probabilitas transisi dihitung menggunakan rumus:

$$P_{ij} = \frac{n_{ij}}{\sum_{j=1}^m n_{ij}} \quad (9)$$

di mana:

- P_{ij} adalah probabilitas transisi dari state i ke state j
- n_{ij} adalah frekuensi transisi dari state i ke state j
- m adalah jumlah total state yang mungkin (dalam penelitian ini $m=3$)

3.7 Prediksi Probabilitas State Beberapa Langkah ke Depan

Rantai Markov memungkinkan prediksi probabilitas state pada n langkah ke depan berdasarkan kondisi saat ini. Prediksi ini diperoleh dengan memangkatkan matriks probabilitas transisi sebanyak n kali [20]. Jika P adalah matriks probabilitas transisi satu langkah, maka matriks probabilitas transisi n langkah, dinotasikan $P(n)$, dihitung dengan:

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

Untuk memprediksi distribusi probabilitas state pada waktu $t+n$, diberikan distribusi state awal pada waktu t sebagai vektor maka distribusi pada waktu $t+n$ dihitung dengan:

$$\pi^{(t+n)} = \pi^{(t)} \times P^{(n)} \quad (11)$$

Dalam penelitian ini, prediksi dilakukan untuk beberapa langkah ke depan (misalnya 1, 2, atau 3 periode) untuk menganalisis bagaimana probabilitas keramaian berubah seiring waktu berdasarkan kondisi saat ini. Hasil prediksi ini berguna bagi pengelola fasilitas dalam merencanakan pengawasan dan pemeliharaan kawasan Embung A pada waktu-waktu tertentu.

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Deskripsi Umum Data

Data yang digunakan pada penelitian ini merupakan data observasi secara langsung yang berlokasi di Embung A ITERA. Pengambilan data dilakukan dengan pengamatan jumlah pejalan dan pelari di Embung A ITERA selama 3 hari, 1 jam perhari (17.00-18.00) dan interval waktu pengambilan pengunjung sebesar 10 menit. Variabel yang digunakan pada penelitian ini terdiri dari:

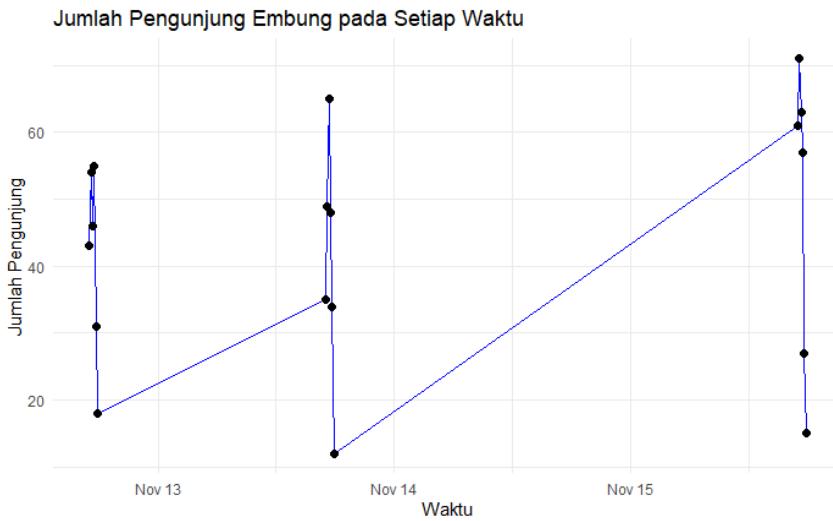
Tabel 1. Penjelasan Variabel

| Variabel | Keterangan |
|--------------|---|
| tanggal | tanggal pengamatan dilakukan |
| waktu | interval waktu pengamatan |
| hari_ke | urutan hari pengamatan |
| jumlah_orang | jumlah pelari dan pejalan pengguna <i>track</i> Embung A ITERA |

Hasil Observasi yang dilakukan selama 3 hari berturut-turut, mendapatkan 18 data observasi. Gambaran kenaikan serta penurunan jumlah pengunjung dapat dilihat pada **gambar 2**. Data pengamatan digunakan sebagai pemodelan rantai markov untuk melihat tingkat keramaian pengguna *track* di embung A ITERA. Berikut data hasil pengamatan yang telah dilakukan:

Tabel 2. Data Pengamatan.

| tanggal | waktu | hari_ke | jumlah_orang |
|------------|-------|---------|--------------|
| 11-12-2025 | 17:02 | 1 | 43 |
| 11-12-2025 | 17:12 | 1 | 54 |



Gambar 2. Grafik Data Pengamatan.

4.2 Pembentukan Ruang Keadaan

Data hasil observasi yang telah dikumpulkan diolah terlebih dahulu untuk membentuk ruang keadaan (*state*) berdasarkan jumlah pengguna *track* Embung A ITERA. Pembentukan ruang keadaan dilakukan dengan metode *quantile* dimana metode ini akan mengelompokkan jumlah pengguna menjadi tiga kategori tingkat keramaian. Seluruh nilai jumlah pengunjung dari tiga hari pengamatan terlebih dahulu diurutkan dari nilai terkecil (x_{min}) hingga terbesar(x_{max}). Dengan total data sebanyak $n = 18$, diperlukan dua batas *quantile*, yaitu *quantile* 33,3% dan 66,7% agar data dapat dibagi menjadi tiga kelompok dengan ukuran yang seimbang.

Pengelompokan jumlah pengguna dihitung menggunakan pemrograman R. Didapatkan hasil perhitungan *quantile* sebagai batasan tingkat keramaian pengguna sebagai berikut:

Tabel 3. Hasil Perhitungan Quantile

| <i>Quantile (Q)</i> | Nilai(x) |
|---------------------|--------------|
| Q_0 | 12 |
| $Q_{0.33}$ | 37.66 |
| $Q_{0.66}$ | 60.67 |
| Q_1 | 71 |

Berdasarkan hasil *quantile* yang didapatkan pada tabel.3, didapatkan rentang keramaian pengguna *track* Embung A ITERA untuk kondisi setiap ruang keadaan (*state*). Pengelompokkan keramaian dapat dilihat pada tabel.4.

Tabel 4. Kelompok Keramaian Berdasarkan Quantile

| Ruang Keadaan (<i>state</i>) | Rentang Nilai (x) |
|--------------------------------|-----------------------|
| Sepi | $12 \leq x \leq 37$ |
| Sedang | $37.66 < x \leq 60$ |
| Ramai | $60 < x \leq 71$ |

4.3 Penyusunan Rantai Markov

4.3.1. Deret State Berdasarkan Urutan Waktu

Hasil pengelompokan state dicocokkan dengan data pengamatan awal, sehingga mendapatkan variabel atau kolom baru pada data yaitu keterangan. Selain itu dilakukan pengurutan waktu dari awal pengamatan hingga akhir pengamatan, agar proses dari waktu ke waktu berurutan dan tepat. Berikut data akhir setelah penambahan kolom keterangan dan datetime.

Tabel 5. Data Pengamatan

| tanggal | waktu | hari_ke | jumlah_orang | keterangan | datetime |
|------------|-------|---------|--------------|------------|------------------------|
| 11-12-2025 | 17:02 | 1 | 43 | Sedang | 2025-11-12 17:02:00 |
| 11-12-2025 | 17:12 | 1 | 54 | Sedang | 2025-11-12 17:12:00 |
| ... | ... | ... | ... | ... | ... |
| 11-15-2025 | 17:50 | 3 | 15 | Sepi | 2025-11-15 17:50:00 |

4.3.2 Frekuensi Transisi Antar *State*

Kolom keterangan pada dataset final, akan digunakan sebagai input untuk pembuatan matriks transisi, dengan menghitung frekuensi kemunculan tiap state di tiap titik data. Berikut frekuensi transisi antar *state* berdasarkan data pengamatan.

Tabel 6. Tabel Frekuensi Antar *State*

| Dari ->Ke | Sepi | Sedang | Ramai |
|-----------|------|--------|-------|
| Sepi | 3 | 1 | 1 |
| Sedang | 1 | 3 | 2 |
| Ramai | 2 | 1 | 3 |

Berdasarkan hasil tabel.6, terlihat keadaan yang berawal dan berakhir sama memiliki jumlah frekuensi yang besar dan sama yaitu sebesar 3. Selanjutnya untuk keadaan awal ramai ke sepi terlihat cukup banyak sebesar 2, begitupun dari keadaan sedang ke ramai. Sisa dari keadaan lainnya hanya terhitung satu saja.

4.3.3. Matriks Probabilitas Transisi (P)

State yang telah ditentukan sebelumnya dan juga tabel frekuensi antar state yang telah terbentuk, digunakan sebagai perhitungan untuk mendapatkan matriks probabilitas transisi (P) dengan menjumlahkan setiap baris pada tabel 6 lalu membaginya ke setiap kolom yang bersesuaian dengan baris tersebut.

Hitung total nilai per baris:

$$P = \begin{bmatrix} 3 & 1 & 1 \\ 1 & 3 & 2 \\ 2 & 1 & 3 \end{bmatrix}$$

$$\text{Baris 1} = 3 + 1 + 1 = 5$$

$$\text{Baris 2} = 1 + 3 + 2 = 6$$

$$\text{Baris 3} = 2 + 1 + 3 = 6$$

Setiap elemen pada matriks, dibagi dengan total nilai per baris yang bersesuaian:

$$P = \begin{bmatrix} 3/5 & 1/5 & 1/5 \\ 1/5 & 3/5 & 2/5 \\ 2/6 & 1/6 & 3/6 \end{bmatrix}$$

Hasil dari pembagian tersebut, menghasilkan peluang transisi untuk setiap state dari keadaan awal ke keadaan akhir'

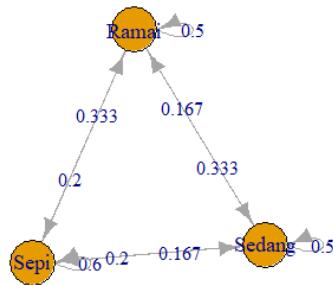
$$P = \begin{bmatrix} 0.6 & 0.2 & 0.2 \\ 0.167 & 0.5 & 0.333 \\ 0.333 & 0.167 & 0.5 \end{bmatrix}$$

Baris pada matriks P mewakili keadaan awal keramaian dan kolom mewakili keadaan akhir keramaian. Dimana baris pertama hingga ketiga secara berurut dikelompokkan sebagai Sepi, Sedang, Ramai begitupun dengan kolom matriks secara berurut sebagai Sepi, Sedang, Ramai. Sebagai contoh jika keadaan saat ini Sepi maka peluang berubah keadaan menjadi sedang 10 menit kedepan sebesar 0.2 atau 20%.

4.4 Diagram Matriks Transisi

Matriks Transisi yang telah dijelaskan pada sub bab sebelumnya dapat divisualisasikan dengan bentuk diagram agar mempermudah pemahaman mengenai arah perubahan *state*.

Diagram Transisi Rantai Markov
State Jumlah Pengunjung



Gambar 3. Diagram Transisi

Berdasarkan **Gambar 3**, untuk membaca visualisasi tersebut sebagai contoh peluang berubah keadaan ramai ke keadaan sedang sebesar 0.167 namun sebaliknya peluang berubah keadaan sedang ke keadaan ramai sebesar 0.333.

4.5 Probabilitas Langkah ke-n

Matriks transisi dapat digunakan untuk memprediksi beberapa langkah ke depan, dimana melihat peluang perubahan keadaan dapat dihitung dengan mengalikan matriks transisi dengan matriks transisi itu sendiri. Jika ingin melihat 2 langkah ke depan maka perhitungannya perkalian matriks sebagai berikut:

$$P^2 = P \times P$$

Penyesuaian konteks n-langkah pada penelitian ini, yaitu melihat perubahan keramaian dalam kelipatan 10 menit kedepan. Sebagai contoh, untuk melihat 2 langkah kedepan artinya menghitung peluang perubahan transisi keramaian dalam 20 menit kedepan.

$$P^2 = \begin{bmatrix} 0.6 & 0.2 & 0.2 \\ 0.167 & 0.5 & 0.333 \\ 0.333 & 0.167 & 0.5 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 0.6 & 0.2 & 0.2 \\ 0.167 & 0.5 & 0.333 \\ 0.333 & 0.167 & 0.5 \end{bmatrix}$$

$$P^2 = \begin{bmatrix} 0.46 & 0.253 & 0.286 \\ 0.294 & 0.338 & 0.366 \\ 0.394 & 0.233 & 0.372 \end{bmatrix}$$

Berdasarkan hasil perhitungan matriks 2 langkah kedepan, didapatkan peluang transisi baru untuk keramaian pengguna *track* Embung A ITERA. Matriks transisi dua langkah (P^2) menunjukkan peluang keadaan keramaian dalam 20 menit ke depan. Jika kondisi saat ini Sepi, peluang paling besar adalah tetap Sepi (46%), meskipun terdapat peluang berubah menjadi Sedang (25.3%) atau Ramai (28.6%). Jika kondisi saat ini Sedang, peluang terbesar adalah berpindah ke kondisi Ramai (36.6%), yang menunjukkan bahwa keadaan Sedang cenderung meningkat. Sementara itu, kondisi Ramai memiliki peluang hampir seimbang untuk tetap Ramai (37.2%) atau turun kembali menjadi Sepi (39.4%) dan naik menjadi Sedang (23.3%) naik, menunjukkan bahwa kondisi Ramai bersifat tidak stabil. Secara keseluruhan, pola pada P^2 mengindikasikan bahwa tingkat keramaian dalam 20 menit mendatang bersifat fluktuatif dan tidak terpusat pada satu state tertentu.

4.6 Distribusi Stasioner

Setelah memperoleh matriks transisi, langkah berikutnya adalah menentukan distribusi stasioner. Distribusi inilah yang menggambarkan pola keramaian dalam jangka panjang ketika perubahan antar state tidak lagi dipengaruhi oleh kondisi awal. Didapatkan nilai stasioner untuk setiap state sebagai berikut:

Diberikan vektor ditribusi stasioner:

$$\pi = (\pi_1 \ \pi_2 \ \pi_3)$$

Syarat distribusi Stasioner

$$\pi P = \pi, \ \pi_1 + \pi_2 + \pi_3 = 1$$

Sehingga,

$$\pi P = (\pi_1, \pi_2, \pi_3) \begin{bmatrix} 0.6 & 0.2 & 0.2 \\ 0.167 & 0.5 & 0.333 \\ 0.333 & 0.167 & 0.5 \end{bmatrix} = (\pi_1, \pi_2, \pi_3)$$

Berdasarkan perhitungan menggunakan pemrograman R, didapatkan nilai distribusi stasioner:

$$(\pi_1, \pi_2, \pi_3) = (0.393, 0.27, 0.337)$$

Hasil perhitungan memberikan nilai stasioner secara berturut-turut, yang berarti dalam jangka panjang sistem diperkirakan berada pada kondisi Sepi sekitar 39,3% waktu, pada kondisi Sedang sekitar 27,0% waktu, dan pada kondisi Ramai sekitar 33,7% waktu. Dengan demikian, secara rata-rata Embung A cenderung lebih sering berada pada keadaan sepi, namun kondisi ramai masih muncul dengan proporsi yang cukup besar.

4.7 Klasifikasi State

Berdasarkan perhitungan matriks transisi dan perhitungan distribusi stasioner, seluruh state Sepi, Sedang, dan Ramai saling terhubung karena masing-masing memiliki $p > 0$ untuk berpindah ke state lainnya. Kondisi ini menunjukkan bahwa rantai bersifat *irreducible*, artinya tidak ada state yang terisolasi dan semua keadaan memungkinkan untuk dicapai dari keadaan manapun.

Selain itu, setiap state memiliki probabilitas untuk tetap berada pada dirinya sendiri (*self-transition*), sehingga rantai tidak membentuk pola siklik yang ketat. Dengan adanya *self-transition* ini, rantai dikategorikan sebagai *aperiodic*, karena tidak terikat pada periode tertentu untuk kembali ke suatu state.

Seluruh state dalam rantai ini juga tergolong *recurrent*, karena setiap state dapat dikunjungi kembali dengan probabilitas satu akibat sifat irreducibility dan jumlah state yang terbatas. Selain itu, karena rantai bersifat *finite* dan setiap state dapat kembali dalam waktu harapan yang terbatas, maka setiap state bersifat *positively recurrent*. Kombinasi sifat-sifat tersebut menjadikan rantai ini sebagai rantai ergodik. Keuntungan utama dari rantai ergodik adalah keberadaan *steady-state distribution* yang unik, yaitu distribusi jangka panjang yang menunjukkan

proporsi waktu yang dihabiskan pada masing-masing state. Dengan adanya *steady-state*, analis dapat memahami kecenderungan keramaian Embung A dalam jangka panjang tanpa harus bergantung pada kondisi awal pengamatan.

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis menggunakan metode Rantai Markov terhadap pola keramaian pengunjung di Embung A ITERA, disimpulkan bahwa kondisi keramaian saat ini memiliki pengaruh signifikan terhadap kondisi di masa depan. Matriks peluang transisi menunjukkan bahwa jika kondisi saat ini adalah Sepi, peluang terbesar untuk tetap Sepi adalah 60%. Sedangkan kondisi Sedang dan Ramai juga memiliki kecenderungan yang cukup tinggi untuk kembali pada kondisi sebelumnya. Perhitungan prediksi beberapa langkah ke depan (P^2) menunjukkan bahwa jika saat ini Embung A berada pada kondisi Sepi, peluang untuk tetap Sepi dalam 20 menit mendatang cukup besar, namun tetap terdapat kemungkinan berubah menjadi Sedang atau Ramai.

Distribusi stasioner (*steady state*) yang diperoleh menunjukkan bahwa jangka panjang Embung A cenderung berada pada kondisi Sepi sekitar 39,3%, kondisi Sedang sekitar 27%, dan kondisi Ramai sekitar 33,7%. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun kondisi Sepi lebih dominan, kondisi Ramai tetap muncul dengan persentase yang cukup signifikan. Selain itu, rantai markov yang terbentuk bersifat *irreducible* dan *aperiodic*, sehingga distribusi stasioner yang diperoleh valid untuk analisis jangka panjang. Namun, keterbatasan data yang hanya mencakup 18 observasi pada waktu tertentu menyebabkan kesimpulan yang diperoleh belum sepenuhnya mewakili pola kunjungan pada waktu atau kondisi yang lebih luas.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil tersebut, penelitian selanjutnya disarankan untuk memperpanjang periode pengamatan sehingga data yang diperoleh lebih representatif terhadap pola kunjungan harian, mingguan, maupun musiman. Penelitian selanjutnya juga akan lebih baik jika mempertimbangkan faktor eksternal seperti cuaca, aktivitas kampus, dan hari libur yang dapat mempengaruhi jumlah pengunjung, sehingga dapat dikembangkan model Rantai Markov yang

tidak homogen terhadap waktu. Hasil pemodelan ini juga dapat dimanfaatkan untuk pengambilan keputusan operasional, seperti pengaturan jadwal kebersihan, pengawasan keamanan, dan pengelolaan fasilitas di area Embung A sesuai dengan kemungkinan terjadinya keramaian pada waktu tertentu. Dengan demikian, pembaruan model secara berkala dan komunikasi mengenai batasan ketidakpastian menjadi penting agar hasil analisis dapat memberikan manfaat optimal bagi pengelola.

Daftar Pustaka

- [1] A. Ahdika, *Pengantar Proses Stokastik*. Yogyakarta: UII Press, 2023.
- [2] A. Y. Pabunta, "Perbandingan akurasi peramalan metode Fuzzy Time Series Markov Chain dan Chen-Hsu pada data kunjungan wisatawan mancanegara di Indonesia," Tesis Magister, Universitas Hasanuddin, Makassar, 2025.
- [3] G. P. A. Syamsudin, J. S. B. Sumarauw, dan D. Soepeno, "Analisis sistem antrian pada loket pendaftaran di Rumah Sakit Umum Daerah Maria Walanda Maramis," *Jurnal EMBA: Jurnal Riset Ekonomi, Manajemen, Bisnis dan Akuntansi*, vol. 12, no. 4, hal. 897-905, 2024.
- [4] A. S. Nasution dan S. M. Pardosi, "Analisis Rantai Markov untuk mengetahui peluang perpindahan konsumen dalam pemilihan platform online food delivery," *Jurnal Pengabdian Masyarakat dan Riset Pendidikan*, vol. 4, no. 1, hal. 5812-5818, 2023.
- [5] W. Fransiska, R. H. Nufus, M. Syafi'i, and L. H. Hasibuan, "Penerapan Rantai Markov dalam peramalan cuaca (Studi kasus: Cuaca harian di Kota Padang)," *Buana Matematika: Jurnal Ilmiah Matematika dan Pendidikan Matematika*, vol. 12, no. 2, pp. 117-126, 2022.
- [6] Y. Yusmanidar, R. S. Ningsi, S. Syahfitri, and R. Aprilia, "Analisis efisiensi pelayanan paspor menggunakan model antrean M/M/1 di Kantor Imigrasi Medan," *Digital Transformation Technology*, vol. 5, no. 1, pp. 463-470, 2025.
- [7] J. Riyono, C. E. Pujiastuti, and A. L. R. Putri, "Forecasting laju inflasi Indonesia menggunakan Rantai Markov," *Jurnal Sains Matematika dan Statistika*, vol. 8, no. 1, pp. 1-10, 2022.
- [8] A. Novianti, N. L. Humairoh, R. N. Harahap, S. Alphenia, and A. Fauzan, "Analisis peluang naiknya kasus COVID-19 provinsi di Pulau Jawa dengan pendekatan rantai Markov: Analisis peluang naiknya kasus COVID-19," *Jurnal Statistika dan Aplikasinya*, vol. 5, no. 2, pp. 230–242, 2021.

- [9] S. Sasake, Y. Lesnussa, and A. Wattimena, "Peramalan cuaca menggunakan metode Rantai Markov (Studi kasus: Cuaca harian di Kota Ambon)," *Jurnal Matematika*, vol. 11, no. 1, pp. 1-9, 2021.
- [10] H. Husna, D. Permana, N. Amalita, and F. Fitri, "Markov chain model application for rainfall pattern in Padang City," *UNP Journal of Statistics and Data Science*, vol. 2, no. 3, pp. 257-264, 2024.
- [11] S. K. Nasib, Nurwan, I. W. C. Aryasandi, I. K. Hasan, and Asriadi, "Analisis perpindahan penggunaan aplikasi transportasi online menggunakan Rantai Markov," *Jurnal Matematika UNAND*, vol. 13, no. 1, pp. 26-40, 2024.
- [12] A. C. Mishani and T. Sukmono, "Markov chains slash inventory costs in Indonesia: Rantai Markov memangkas biaya persediaan di Indonesia," *Indonesian Journal of Innovation Studies*, vol. 25, no. 4, pp. 10-21070, 2024.
- [13] A. P. Nabilah, "Analisis rantai Markov untuk mengetahui peluang perpindahan merek kartu seluler pra bayar GSM yang dipilih mahasiswa matematika," *Media Edukasi Data Ilmiah dan Analisis (MEDIAN)*, vol. 7, no. 02, pp. 10-16, 2024.
- [14] M. Muharam, "Analisis rantai Markov untuk memprediksi driver ojek online beroperasi pada komunitas Gojek Cery," *Bulletin of Applied Industrial Engineering Theory*, vol. 2, no. 2, 2021.
- [15] W. Fransiska, R. H. Nufus, M. Syafi'i, and L. H. Hasibuan, "Penerapan Rantai Markov dalam peramalan cuaca (Studi kasus: Cuaca harian di Kota Padang)," *Buana Matematika: Jurnal Ilmiah Matematika dan Pendidikan Matematika*, vol. 12, no. 2, pp. 117-126, 2022.
- [16] H. Husna, D. Permana, N. Amalita, and F. Fitri, "Markov chain model application for rainfall pattern in Padang City," *UNP Journal of Statistics and Data Science*, vol. 2, no. 3, pp. 257-264, 2024.
- [17] J. Riyono, C. E. Pujiastuti, and A. L. R. Putri, "Forecasting laju inflasi Indonesia menggunakan Rantai Markov," *Jurnal Sains Matematika dan Statistika*, vol. 8, no. 1, pp. 1-10, 2022.

- [18] S. Sasake, Y. Lesnussa, and A. Wattimena, "Peramalan cuaca menggunakan metode Rantai Markov (Studi kasus: Cuaca harian di Kota Ambon)," *Jurnal Matematika*, vol. 11, no. 1, pp. 1-9, 2021.
- [19] 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, pp. 309-319, 2023.
- [20] F. Masuku, Y. A. R. Langi, and C. Mongi, "Analisis Rantai Markov Untuk Memprediksi Perpindahan Konsumen Maskapai Penerbangan Rute Manado-Jakarta," *Jurnal Ilmiah Sains*, vol. 18, no. 2, pp. 1-5, 2018.