

Analisis Tingkat Pengangguran Terbuka di Provinsi Maluku Menggunakan Rantai Makrov

Maulida Husnah¹, Aditya Rajasa Kilikily², Julieta da Costa³, Fitri Lestalu⁴, Devita Hatala⁵,
Maulita Dwi Apriyanti⁶, Juan Felix Mahubessy⁷, Yudistira^{8*}

^{1,2,3,4,5,6,7,8} Program Studi Statistika, Universitas Pattimura, Ambon 97233, Indonesia

Corresponding Email*: yudistira@lecturer.unpatti.ac.id

Abstrak

Berdasarkan pada permasalahan fluktuasi tingkat pengangguran terbuka di Provinsi Maluku yang berdampak pada aspek sosial serta ekonomi, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pola juga transisi tingkat pengangguran terbuka pada 11 kabupaten atau kota di Maluku pada kurun waktu tahun 2020–2024 dengan penggunaan model rantai Markov. Metode tersebut menggunakan pengumpulan data sekunder dari BPS beserta klasifikasi data pengangguran ke dalam beberapa kategori. Selain itu, dilakukan perhitungan pada matriks probabilitas transisi, serta analisis peluang menuju *absorbing state*. Penelitian menemukan *absorbing state* ada pada kondisi pengangguran rendah serta sangat tinggi berarti sistem cenderung stabil pada dua kondisi itu dalam jangka panjang sementara peluang transisi dari *state* transien memperlihatkan kecenderungan kuat ke *absorbing state* itu. Sebagai simpulan, model rantai Markov secara efektif mengidentifikasi dinamika juga kecenderungan pergeseran tingkat pengangguran antar wilayah yang ada di Maluku, sehingga dapat menjadi dasar pertimbangan untuk perumusan kebijakan ketenagakerjaan yang lebih adaptif juga prediktif.

Kata Kunci: Maluku, pengangguran, rantai Markov, transisi, wilayah

Abstract

This study looks at how changes in the open unemployment rate in Maluku Province affect social and economic factors. It will analyze the trends and changes in the open unemployment rate across 11 districts or cities in Maluku from 2020 to 2024 using the Markov chain model. The method uses secondary data collection from BPS along with the classification of unemployment data into several categories. Additionally, calculations were performed on the transition probability matrix, as well as an analysis of the likelihood of moving towards the absorbing state. The research found that the absorbing state exists in conditions of low and very high unemployment, meaning the system tends to be stable in those two conditions in the long term, while the transition probabilities from the transient states show a strong tendency towards that absorbing state. In conclusion, the Markov chain model effectively identifies the dynamics and trends in the shifting unemployment rates across regions in Maluku, thus serving as a basis for formulating more adaptive and predictive employment policies.

Keywords: Keywords: Maluku, unemployment, Markov chain, transition, region

Received :02-07-2025 Revised :23-10-2025 Accepted :30-10-2025 Published :31-10-2025

1. Pendahuluan

Pengangguran merupakan salah satu indikator penting dalam mengukur kesehatan ekonomi suatu wilayah. Tingginya tingkat pengangguran tidak hanya mencerminkan ketidakseimbangan antara penawaran dan permintaan tenaga kerja, tetapi juga berdampak langsung pada tingkat kemiskinan, ketimpangan sosial, dan pertumbuhan ekonomi secara keseluruhan [1]. Berdasarkan Publikasi Badan Pusat Statistik Provinsi Maluku dari tahun 2020 hingga 2024 [1], tingkat pengangguran terbuka di provinsi Maluku dalam persentase menunjukkan fluktuasi yang signifikan antar kabupaten/kota. Sebagai contoh, Kota Ambon secara konsisten mencatat jumlah pengangguran tertinggi, sementara beberapa wilayah seperti Buru Selatan menunjukkan angka yang lebih rendah namun tetap menunjukkan dinamika tahunan yang menarik untuk dianalisis.

Kondisi ketenagakerjaan, termasuk pengangguran, juga sangat rentan terhadap kondisi eksternal seperti pandemi COVID-19, yang dapat menyebabkan berkurangnya jam kerja dan pendapatan rata-rata di berbagai jenis pekerjaan [2][3][4]. Dalam menghadapi dinamika tersebut, diperlukan pendekatan analisis

kuantitatif yang mampu menggambarkan kemungkinan transisi jumlah pengangguran dari tahun ke tahun, sehingga dapat memberikan gambaran prediktif dan mendukung perumusan kebijakan pengangguran yang lebih efektif.

Model rantai Markov merupakan Salah satu pendekatan yang mengakomodasi transisi status pengangguran dari satu periode ke periode berikutnya tanpa tergantung pada riwayat sebelumnya (sifat Markov) [3][4]. Karakteristik ini menjadikan model rantai Markov sangat relevan untuk mengevaluasi pola serta probabilitas perubahan status pengangguran antar tahun. Penggunaan rantai Markov memungkinkan konstruksi matriks transisi sehingga mampu menggambarkan mobilitas penduduk dalam status ketenagakerjaan secara lebih dinamis dan realistis jika dibandingkan metode statistik tradisional yang berbasis ekspektasi rata-rata atau tren linear sederhana [4].

Beberapa penelitian sebelumnya telah menggunakan rantai Markov untuk mendeskripsikan perubahan struktur tenaga kerja, prediksi ketersediaan tenaga kerja, dan peramalan dinamis pasar kerja di berbagai negara. Selain itu, metode ini dinilai unggul dalam menangkap efek-efek kejadian eksternal (*shock*) dan variabel acak yang fluktuasi seperti banyak dijumpai pada data pengangguran daerah [5].

Kajian empiris tentang pengangguran di Indonesia dan Maluku telah banyak dilakukan, namun kebanyakan masih didominasi oleh pendekatan ekonometrika klasik (Regresi linear, ARIMA, dan *time series* tradisional). Studi yang dilakukan oleh Leasiwal [2] menganalisis hubungan tingkat upah, inflasi dan pertumbuhan ekonomi terhadap tingkat pengangguran di Provinsi Maluku dengan menggunakan model ekonometrika OLS dan menyimpulkan bahwa pertumbuhan ekonomi yang meningkat memiliki dampak langsung dalam menurunkan tingkat pengangguran, sementara variabel upah dan inflasi memberikan pengaruh yang positif namun tidak signifikan. Penelitian lainnya oleh Saptanno [6] menggunakan regresi multivariat untuk menilai efektivitas kebijakan fiskal dan moneter dalam menurunkan tingkat pengangguran di Maluku, dan menemukan bahwa kebijakan fiskal signifikan menurunkan pengangguran, sedangkan kebijakan moneter tidak signifikan. Beberapa penelitian tersebut cukup penting dalam menganalisis tingkat pengangguran, namun umumnya hanya mengukur keterkaitan atau hubungan linear antar variabel makro dan belum mengeksplorasi dinamika mobilitas status pengangguran individu maupun agregat antar waktu.

Secara umum, literatur tentang aplikasi rantai Markov secara spesifik pada kasus pengangguran di Maluku masih sangat terbatas. Studi yang membahas transisi tingkat pengangguran menggunakan model Markov umumnya berasal dari wilayah atau negara lain, misalnya studi dari Odah [5] tentang transisi tingkat pengangguran di beberapa kelompok umur, studi dari Wilamowsky [7] untuk peramalan biaya tenaga kerja, serta studi dari Altug [8] untuk perilaku siklik pasar tenaga kerja dengan rantai Markov. Hal ini membuka peluang kebaruan baik dari sisi wilayah kajian maupun penguatan justifikasi metodologis.

Penelitian ini adalah penerapan model rantai Markov dalam mengkaji pola transisi dan proyeksi tingkat pengangguran terbuka di Provinsi Maluku pada periode 2020-2024 sesuatu yang belum pernah dilakukan dalam studi-studi sebelumnya. Mayoritas penelitian sebelumnya hanya menggunakan model ekonomi klasik atau *time series* berbasis tren linier dan ARIMA, sedangkan penelitian ini menawarkan perspektif baru dengan menangkap dinamika perubahan status pengangguran secara lebih granular melalui analisis probabilistik. Penelitian ini juga menambahkan evaluasi stabilitas dan prediksi status pengangguran berdasar matriks transisi yang dapat dijadikan dasar kebijakan ketenagakerjaan ke depan [9][10][11][12].

Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi substantif terhadap literatur akademik, khususnya dalam konteks perkembangan analisis pasar tenaga kerja di wilayah Kepulauan Maluku. Selain itu, hasil analisis dapat memberikan rekomendasi berbasis data yang lebih presisi bagi pemangku kebijakan lokal maupun nasional dalam merancang intervensi penurunan pengangguran berbasis pada dinamika nyata status tenaga kerja antar waktu.

2. Landasan Teori

2.1. Teori Rantai Markov

Rantai Markov adalah suatu teknik matematika yang digunakan untuk memodelkan sistem atau proses yang dinamis, dengan tujuan memprediksi perilaku variabel pada masa depan berdasarkan perilaku

variabel tersebut di masa lalu. Konsep dasar dari Rantai Markov adalah bahwa probabilitas kejadian berikutnya hanya bergantung pada keadaan saat ini dan tidak bergantung pada keadaan-keadaan sebelumnya (sifat Markov) [13]. Secara matematis, hal ini dinyatakan sebagai:

$$P = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & \cdots & p_{1n} \\ p_{21} & p_{22} & \cdots & p_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{n1} & p_{n2} & \cdots & p_{nn} \end{bmatrix}$$

2.2. Notasi Matriks Transisi

Matriks transisi adalah matriks yang berisi probabilitas perpindahan dari satu keadaan (*state*) ke keadaan lain dalam satu langkah waktu. Notasi umum matriks transisi P sebagai berikut [14]:

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

Dalam matriks transisi proses stokastik, P_{ij} mewakili probabilitas transisi dari satu keadaan ke keadaan lain. Lebih spesifik, P_{ij} adalah probabilitas bahwa sistem akan berada dalam keadaan j pada langkah waktu berikutnya, setelah berada dalam keadaan i pada langkah waktu saat ini. Selanjutnya, matriks ini akan dibentuk berdasarkan frekuensi transisi tingkat pengangguran terbuka antar klasifikasi keadaan dari tahun 2020 hingga 2024.

2.3. Probabilitas

Probabilitas suatu kejadian merupakan perbandingan antara jumlah kemunculan kejadian tersebut dengan jumlah seluruh percobaan yang dilakukan dalam kondisi yang sama secara berulang-ulang [3], [11]. Dalam hal ini, probabilitas suatu kejadian A dapat dihitung dengan membandingkan banyaknya kejadian yang diharapkan terjadi (dilambangkan dengan (n_{ij}) pasangan transisi dari state i ke j terhadap jumlah seluruh kemungkinan yang mungkin terjadi (dilambangkan dengan n_i) pasangan transisi yang berasal dari state i , sehingga rumus probabilitas dapat dituliskan sebagai:

$$P_{ij} = \frac{n_{ij}}{n_i} \quad (2)$$

Dengan demikian, probabilitas merepresentasikan kemungkinan terjadinya suatu kejadian yang dinyatakan dalam bentuk nilai atau besaran tertentu.

2.4. Absorbing State

Absorbing state dalam rantai Markov adalah *state* yang memiliki sifat $P_{ii} = 1$, artinya jika suatu rantai Markov mencapai *state* tersebut, maka akan tetap berada di sana selamanya dan tidak akan berpindah ke *state* lain [15]. Untuk menghitung probabilitas bahwa rantai Markov yang dimulai dari *state* x akan terserap ke dalam himpunan *absorbing state* C , digunakan rumus sebagai berikut:

$$\rho_C(x) = \sum_{y \in C} P(x, y) + \sum_{y \in S_T} P(x, y) \rho_C(y) \quad (3)$$

Rumus ini menjelaskan bahwa peluang masuk ke *absorbing state* C dari *state* transien x terdiri dari dua bagian: Probabilitas langsung ke *state* dalam C pada langkah pertama ($\sum_{y \in C} P(x, y)$) serta probabilitas ke *state* transien lain terlebih dahulu $\sum_{y \in S_T} P(x, y) \rho_C(y)$ yang kemudian akhirnya menuju ke C [4][9] [10]. Dengan menyusun sistem persamaan seperti ini untuk semua *state* transien, kita dapat menentukan peluang masing-masing *state* untuk berakhir di *absorbing state* [4][11].

Alternatif lain yang dapat dilakukan untuk menghitung peluang dari *state* transien ke *absorbing state* adalah dengan mencari matriks fundamental [16], dengan rumus sebagai berikut:

$$N = (I - Q)^{-1} \quad (4)$$

$$\mathbf{B} = \mathbf{NR} \quad (5)$$

Matriks fundamental dihitung melalui persamaan $\mathbf{N} = (\mathbf{I} - \mathbf{Q})^{-1}$, dengan $\mathbf{I}$ adalah matriks identitas serta $\mathbf{Q}$ berisi probabilitas perpindahan antar *non-absorbing state* [16]. Matriks fundamental $\mathbf{N}$ ini menunjukkan jumlah kunjungan rata-rata ke setiap *non-absorbing state* sebelum sistem akhirnya masuk ke *absorbing state*, yang dimulai dari setiap *non-absorbing state* tersebut.

Selanjutnya, persamaan $\mathbf{B} = \mathbf{NR}$ digunakan untuk menghitung probabilitas rantai Markov akan berada di masing-masing *absorbing state*, yaitu $\mathbf{R}$ adalah submatriks probabilitas transisi dari *non-absorbing state* terhadap *absorbing state*. Sistem yang dimulai dari suatu *non-absorbing state* akan berakhir pada *absorbing state* tertentu, dan peluang itu diberikan oleh hasil kali dari matriks $\mathbf{N}$ dan $\mathbf{R}$ [14][16].

2.5. Pengangguran

Tingkat pengangguran adalah indikator penting dalam ketenagakerjaan yang menunjukkan persentase jumlah pengangguran terhadap jumlah angkatan kerja pada suatu periode tertentu. Menurut Badan Pusat Statistik (BPS), tingkat pengangguran terbuka (TPT) merupakan proporsi angkatan kerja yang tidak memiliki pekerjaan, secara aktif mencari pekerjaan, dan bersedia untuk bekerja [17]. TPT digunakan untuk mengukur tenaga kerja yang tidak terserap oleh pasar kerja sehingga menjadi gambaran pasokan tenaga kerja di suatu wilayah yang kurang dimanfaatkan secara optimal. Adapun TPT dihitung dengan rumus berikut:

$$TPT = \frac{\text{Jumlah Pengangguran}}{\text{Jumlah Angkatan Kerja}} \times 100\% \quad (6)$$

Selain itu, pengangguran menurut BPS dapat dibedakan menjadi beberapa kategori, seperti mereka yang tidak bekerja dan sedang mencari pekerjaan, tidak bekerja namun mempersiapkan usaha, atau tidak bekerja dan sudah menerima pekerjaan tapi belum mulai bekerja [17]. Tingkat pengangguran yang tinggi dapat menimbulkan dampak sosial dan ekonomi, seperti penurunan tingkat kesejahteraan masyarakat, masalah psikologis, serta berpotensi menghambat pertumbuhan ekonomi daerah maupun nasional.

3. Metode

3.1. Sumber Data

Data yang digunakan merupakan data sekunder dari Badan Pusat Statistik (BPS), berupa data Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) dalam persen untuk setiap kabupaten/kota di Provinsi Maluku periode tahun 2020 – 2024. Data dikumpulkan dalam format panel (lintas waktu dan lintas wilayah) sehingga dapat dianalisis per tahun dan per kabupaten/kota.

3.2. Tahapan Analisis Data

Tahapan analisis data yang diterapkan pada penelitian ini secara detail dijabarkan sebagai berikut:

- 1) **Pengumpulan Data:** Mengambil data TPT dari BPS untuk masing-masing daerah dan tahun secara lengkap. Terdapat 11 kabupaten/kota di Provinsi Maluku dengan periode 2020 – 2024 (5 tahun), sehingga secara keseluruhan terdapat $5 \times 11 = 55$ data dalam penelitian ini.
- 2) **Klasifikasi Data TPT:** Data TPT setiap daerah diklasifikasikan menjadi 4 (empat) kategori melalui metode *visual binning* berdasarkan distribusi TPT pada seluruh kabupaten/kota selama periode penelitian. Hasil pembagian kategori tersebut dijabarkan pada **Tabel 1**.

Tabel 1. Klasifikasi nilai TPT kabupaten/kota di Provinsi Maluku

Kategori	Interval Nilai
Rendah	$TPT \leq 3,24\%$
Sedang	$3,25\% \leq TPT \leq 4.74\%$
Tinggi	$4.75\% \leq TPT \leq 6.75\%$
Sangat Tinggi	$TPT \geq 6,76\%$

- 3) **Pendefinisian Proses Markov:** Pada penelitian ini, didefinisikan Proses Markov $\{X_n\}$ sebagai status kategori TPT pada periode ke- n , dengan *state space* $S = \{0,1,2,3\}$ dan keterangan *state* sebagai berikut:
 - a. State 0 untuk kategori TPT ‘Rendah’ ($TPT \leq 3,24\%$);
 - b. State 1 untuk kategori TPT ‘Sedang’ ($3,25\% \leq TPT \leq 4.74\%$);
 - c. State 2 untuk kategori TPT ‘Tinggi’ ($4.75\% \leq TPT \leq 6.75\%$); dan
 - d. State 3 untuk kategori TPT ‘Sangat Tinggi’ ($TPT \geq 6,76\%$).
- 4) **Penyusunan Matriks Probabilitas Transisi:** Menghitung secara keseluruhan Kabupaten/Kota berapa kali perpindahan dari satu *state* ke *state* lainnya setiap tahun. Dengan demikian dapat dibuat matriks frekuensi transisi antar *state*, yang menjadi dasar dalam penghitungan peluang transisi dari setiap *state* menggunakan Persamaan (2) sehingga dapat disusun matriks probabilitas transisinya.
- 5) **Identifikasi Absorbing State:** Menentukan state dalam matriks probabilitas transisi yang memiliki peluang $P_{ii} = 1$ atau setidaknya sangat mendekati 1.
- 6) **Perhitungan Peluang Absorpsi:** Menggunakan rumus terkait *absorbing state* yang telah didefinisikan pada Persamaan (3).

4. Hasil dan Pembahasan

4.1. Matriks Probabilitas Transisi Awal

Matriks probabilitas transisi awal dalam penelitian ini adalah matriks yang didasarkan pada data historis, untuk menggambarkan kemungkinan tentang perpindahan status dari suatu kategori ke kategori yang lain dalam analisis transisi TPT di Provinsi Maluku periode tahun 2020 sampai 2024.

Proses pembentukannya diawali dengan klasifikasi terhadap data pengangguran. Data tersebut digolongkan ke beberapa kategori, yaitu rendah, sedang, tinggi, serta sangat tinggi. Setiap elemen di dalam matriks probabilitas transisi awal menyatakan tentang peluang sebuah kabupaten/kota berpindah kategori, sehingga definisi peluang transisi P_{ij} adalah peluang suatu kabupaten/kota yang masuk dalam berkategori i pada tahun ke- n akan bertransisi ke kategori j pada tahun ke- $(n + 1)$ atau satu tahun ke depan.

Hasil klasifikasi data, serta banyaknya transisi antar *state* berdasarkan kategori yang didefinisikan pada Tabel 1 disajikan dalam matriks frekuensi transisi seperti pada **Tabel 2**.

Tabel 2. Matriks frekuensi transisi

	0	1	2	3	Jumlah
0	10	0	0	0	10
1	3	8	0	0	11
2	0	2	10	0	12
3	0	0	1	10	11

Berdasarkan **Tabel 2** terlihat bahwa total transisi yang terdapat dalam penelitian ini sebanyak 44 pasang transisi. Hal ini dikarenakan setiap kabupaten/kota di Provinsi Maluku yang menggunakan data perkembangan TPT periode tahun 2020 – 2024 (5 tahun), dapat dipetakan dalam 4 pasang transisi. Berdasarkan fakta bahwa di Provinsi Maluku secara administratif terdiri atas 11 kabupaten/kota, maka terdapat sebanyak $4 \times 11 = 44$ pasang transisi.

Selain itu dengan disusunnya matriks frekuensi transisi, maka dapat diinterpretasikan pula makna dari setiap sel yang terdapat dalam matriks tersebut. Sebagai contoh, nilai 10 pada sel (0,0) menunjukkan bahwa terdapat 10 pasang transisi dengan kondisi TPT tetap berada dalam kategori ‘Rendah’ dalam satu tahun ke depan. Di sisi lain, sel (1,0) yang bernilai 3 menunjukkan bahwa terdapat 3 pasang transisi dengan kondisi TPT berubah dari kategori ‘Sedang’ ke kategori ‘Rendah’ dalam satu tahun ke depan. Sedangkan kolom ‘Jumlah’ menunjukkan banyaknya pasangan transisi yang berawal dari setiap *state* kategori TPT yang bersesuaian sepanjang periode penelitian.

Selanjutnya berdasarkan matriks frekuensi transisi tersebut, dapat dihitung peluang transisi satu langkah menggunakan rumus peluang seperti pada Persamaan (2), dengan cara membagi banyaknya pasangan transisi di setiap sel dengan jumlah pasangan transisi pada baris yang bersesuaian dengan sel tersebut. Dengan demikian diperoleh matriks probabilitas transisi awal untuk setiap *state* seperti disajikan pada **Tabel 3**.

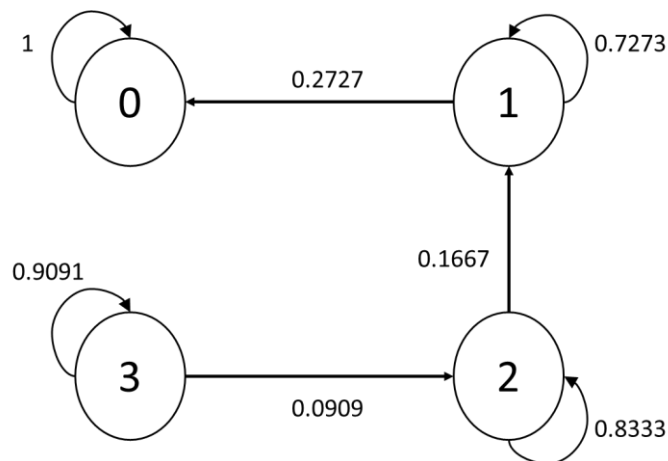
Tabel 3. Matriks probabilitas transisi awal

	0	1	2	3
0	1	0	0	0
1	0.2727	0.7273	0	0
2	0	0.1667	0.8333	0
3	0	0	0.0909	0.9091

Berdasarkan **Tabel 3**, terlihat bahwa nilai setiap elemen pada matriks probabilitas transisi awal mewakili peluang suatu wilayah kabupaten/kota di Provinsi Maluku berpindah kategori TPT dari *i* ke *j* dalam satu tahun ke depan. Nilai peluang 1 pada sel (0,0) serta nilai peluang 0,9091 pada sel (3,3) menunjukkan peluang yang sangat tinggi (masing-masing 100% dan 90,91%) bagi wilayah dengan kategori TPT ‘Rendah’ dan ‘Sangat Tinggi’ untuk tetap berada di kategori yang sama dalam satu tahun ke depan. Sebaliknya, peluang transisi dari kategori TPT ‘Tinggi’ ke ‘Sedang’ hanya sebesar 0,1667 atau 16,67%. Nilai peluang yang besar pada diagonal utama matriks tersebut, terutama nilai peluang 1 pada sel (0,0) dan nilai peluang 0,909 pada sel (3,3), mengindikasikan bahwa kategori TPT ‘Rendah’ dan ‘Sangat Tinggi’ merupakan *absorbing state*, yang berarti sistem cenderung stabil pada dua kondisi ini dalam jangka panjang.

4.2. Peluang Absorbing State

Berdasarkan matriks probabilitas transisi awal yang telah didefinisikan seperti pada **Tabel 3**, maka model rantai Markov yang digunakan untuk analisis transisi TPT di Provinsi Maluku juga dapat digambarkan dalam bentuk *state diagram* seperti disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1. *State diagram* transisi kategori TPT Provinsi Maluku

Berdasarkan Gambar 1, setiap *node* pada *state diagram* merepresentasikan kategori TPT yaitu 0 (Rendah), 1 (Sedang), 2 (Tinggi), dan 3 (Sangat Tinggi), sedangkan panah antar simpul menunjukkan probabilitas transisi antar *state*. *State diagram* tersebut menggambarkan secara jelas keberadaan *absorbing state* yaitu kategori TPT ‘Rendah’ (*state* 0), yang digambarkan sebagai *node* tanpa panah keluar, mengindikasikan bahwa jika suatu daerah sudah berada di dalam kategori tersebut, maka kemungkinan besar tidak akan berpindah ke kategori lain. Adanya *absorbing state* ini berarti bahwa sistem cenderung stabil pada kategori TPT ‘Rendah’ untuk jangka panjang.

Adapun untuk kategori TPT ‘Sangat Tinggi’ (*state* 3) diidentifikasi sebagai kategori yang cenderung stabil karena probabilitas untuk keluar dari *state* tersebut sangat kecil. Keberadaan *absorbing*

state menyebabkan analisis tidak dapat dilakukan untuk mencari probabilitas *steady-state* atau prediksi tingkat pengangguran dalam jangka waktu yang sangat panjang [16].

Oleh karena itu perhitungan dilanjutkan dengan mencari matriks fundamental $\mathbf{N}$ dan matriks peluang *absorbing* $\mathbf{B}$, untuk menjelaskan seberapa besar peluang *non-absorbing state*—dalam hal ini adalah kategori TPT ‘Sedang’ (*state* 1) dan ‘Tinggi’ (*state* 2)—dapat masuk pada *absorbing state*. Kedua kategori TPT ‘Rendah’ (*state* 0) dan ‘Sangat Tinggi’ (*state* 3) diasumsikan sebagai *absorbing state*, karena pada kedua kondisi inilah sistem TPT cenderung stabil dalam jangka panjang, terlepas dari apakah kategori TPT ‘Sangat Tinggi’ (*state* 3) memenuhi syarat matematis sempurna sebagai *absorbing state* ($P_{ii} = 1$) atau tidak.

Hasil perhitungan peluang *absorbing* menggunakan Persamaan (4) dan (5) sebagai berikut.

$$\mathbf{N} = \begin{bmatrix} 3.6667 & 0 \\ 3.6667 & 6.0000 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{R} = \begin{bmatrix} 0.2727 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} \rho_0(1) & \rho_3(1) \\ \rho_0(2) & \rho_3(2) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Matriks $\mathbf{B}$ menunjukkan probabilitas absorpsi $\rho_i(j)$ dari *non-absorbing state* i ke *absorbing state* j . Nilai pada matriks $\mathbf{B}$ mengindikasikan bahwa terdapat kecenderungan kuat bagi *non-absorbing state* untuk bergerak ke arah *absorbing state* yaitu kategori TPT ‘Rendah’ (*state* 0) atau *state* yang cenderung stabil yang terdapat pada kategori TPT ‘Sangat Tinggi’ (*state* 3).

5. Kesimpulan

Berdasarkan analisis rantai Markov terhadap data tingkat pengangguran terbuka di Provinsi Maluku tahun 2020–2024, ditemukan bahwa sistem ketenagakerjaan menunjukkan kecenderungan menuju dua *absorbing state* utama, yaitu kategori TPT ‘Rendah’ dan kategori TPT ‘Sangat Tinggi’. Fenomena ini menggambarkan stabilitas yang konsisten baik pada tingkat pengangguran yang minim maupun pada risiko pengangguran ekstrem, sehingga kebijakan harus diarahkan untuk mencegah daerah berpindah atau bertahan terlalu lama dalam kategori ‘Sangat Tinggi’. Model rantai Markov terbukti efektif untuk mendeteksi pola transisi dan mobilitas status pengangguran lintas wilayah serta memberikan dasar yang presisi bagi penetapan intervensi kebijakan ketenagakerjaan berbasis bukti, sesuai literatur metodologis dan aplikasi terbaru [18].

Selain itu, terdapat kecenderungan kuat bagi wilayah dengan status pengangguran sedang atau tinggi untuk bergerak ke arah *absorbing state*; ini menegaskan perlunya kebijakan aktif pemerintah daerah agar transisi menuju ‘Sangat Tinggi’ dapat ditekan secara optimal. Studi terbaru di jurnal ekonomi empiris Maluku menegaskan bahwa kebijakan fiskal—seperti peningkatan belanja publik dan investasi pelatihan kerja—berdampak signifikan dalam menurunkan tingkat pengangguran, sementara kebijakan moneter memiliki dampak kecil dan tidak signifikan terhadap pengurangan pengangguran [19]. Oleh karena itu, upaya intervensi yang komprehensif, seperti transformasi pelatihan vokasi, *link and match* tenaga kerja dengan industri, dan insentif bagi sektor strategis, sangat kritis untuk mencegah pengangguran kronis dan mendukung stabilitas sosial ekonomi [20].

Ucapan Terima Kasih

Ucapan terima kasih diberikan kepada Reviewer yang telah memberikan banyak masukan berharga untuk perbaikan penulisan artikel hasil penelitian ini sehingga menjadi lebih baik dan bermanfaat.

Referensi

- [1] Badan Pusat Statistik, “Tingkat Pengangguran Terbuka dan Partisipasi Angkatan Kerja Menurut Kabupaten/Kota di Maluku,” 2025. <https://maluku.bps.go.id/id/statistics-table/2/MTA4IzI=/tingkat-pengangguran-terbuka--tpt--dan-tingkat-partisipasi-angkatan-kerja-menurut-kabupaten-kota-di-maluku.html> (accessed Jul. 01, 2025).
- [2] T. C. Leasiwal, “A Longitudinal Analysis of the Effect of Wages, Inflation, Economic Growth on

- Unemployment Rate in Maluku Province,” *Indones. Int. J. Entrep.*, vol. 25, no. 6, 2021.
- [3] L. A. Malau, R. H. A. Harahap, J. G. Pasaribu, and U. I. Panjaitan, “Memprediksi Kemiskinan Menurut Kabupaten di Kota Medan Menggunakan Metode Analisis Rantai Markov,” *Open Sci. Framew. [Pre-print]*, 2023.
- [4] R. Kuswoyo, S. Dur, and H. Cipta, “Penerapan Proses Stokastik Markov Chain dalam Pengendalian Persediaan Produksi Kelapa Sawit di Perkebunan Nusantara IV Sumatera Utara,” *G-Tech J. Teknol. Terap.*, vol. 7, no. 2, pp. 429–438, Mar. 2023, doi: 10.33379/gtech.v7i2.2025.
- [5] M. H. Odah, “Unemployment Rate Forecasting via Markov Chains,” *Int. J. Sustain. Dev. Plan.*, vol. 16, no. 6, pp. 1191–1194, Oct. 2021, doi: 10.18280/ijstdp.160620.
- [6] F. Saptanno, Amin, K. Sangur, and L. M. Liur, “Factors Affecting Unemployment In Maluku Province,” *J. Ekon.*, vol. 13, no. 1, pp. 2278–2290, 2024.
- [7] Y. Wilamowsky, “Markovian Approach to Forecasting Personnel Populations and Costs,” *Eur. J. Bus. Manag. Res.*, vol. 9, no. 1, pp. 37–40, 2024, doi: 10.24018/ejbmr.2024.9.1.2204.
- [8] S. Altug, B. Tan, and G. Gencer, “Cyclical Dynamics of Industrial Production and Employment: Markov Chain-based Estimates and Tests,” *J. Econ. Dyn. Control*, vol. 36, no. 10, pp. 1534–1550, Oct. 2012, doi: 10.1016/j.jedc.2012.03.016.
- [9] M. Muhyiddin, “Post COVID-19 Pandemic Employment Challenges and Indonesia’s Opportunities to Take Advantage of the Demographic Bonus,” *J. Ketenagakerjaan*, vol. 18, no. 2, pp. 97–108, Aug. 2023, doi: 10.47198/jnaker.v18i2.253.
- [10] A. Rahmatillah, J. Sadik, M. K. Pasaribu, and I. Y. Tindaon, “Analisi Pengaruh Pengangguran, Pertumbuhan Penduduk Dan PDRB Terhadap Kemiskinan di Provinsi Maluku Tahun 2020-2023,” *Bul. Ekon. Pembang.*, vol. 5, no. 1, Feb. 2024, doi: 10.21107/bep.v5i1.25906.
- [11] S. Indayani and B. Hartono, “Analisis Pengangguran dan Pertumbuhan Ekonomi sebagai Akibat Pandemi Covid-19,” *Perspekt. J. Ekon. Manaj.*, vol. 18, no. 2, pp. 201–208, 2020, doi: doi.org/10.31294/jp.v17i2.
- [12] H. M. Aqil, “Kondisi Ketenagakerjaan Pekerja Lanjut Usia dan Perubahannya Saat Pandemi COVID-19 di Indonesia Menurut Jenis Pekerjaannya : Analisis Data Sakernas 2021,” vol. 18, no. 1, 2023, doi: 10.47198/naker.v17i3.162.
- [13] V. O. Ezugwu and L. Igbinosun, “Analysis of Manpower System Using Multi-Absorbing States Markov Chain,” *Int. J. Stat. Appl. Math.*, vol. 5, no. 2, pp. 92–99, 2020.
- [14] O. Ogbeide and E. J. Aigbe, “Markov Chain Analysis of Employees Safety Data: A Case Study of Power Generation Company,” *J. Eng. Dev.*, vol. 13, no. 1, pp. 50–63, 2021.
- [15] N. O’Dea, A. Morningstar, S. Gopalakrishnan, and V. Khemani, “Entanglement and Absorbing-state Transitions in Interactive Quantum Dynamics,” *Phys. Rev. B*, vol. 109, no. 2, p. L020304, Jan. 2024, doi: 10.1103/PhysRevB.109.L020304.
- [16] A. Yashinski, “Absorbing Markov Chains,” in *MATH 401: Textbook*, 2021, pp. 1–9.
- [17] Badan Pusat Statistik, *Booklet SAKERNAS (Fungsi Statistik Ketenagakerjaan)*. Jakarta: Badan Pusat Statistik, 2021.
- [18] F. Ramly and A. Ramly, “Analisis Profil Pengangguran di Provinsi Maluku,” *J. Cita Ekon.*, vol. 16, no. 1, pp. 50–59, May 2022, doi: 10.51125/citaekonomika.v16i1.5324.
- [19] Vania Grace Sianturi, M. Syafii, and Ahmad Albar Tanjung, “Analisis Determinasi Kemiskinan di Indonesia Studi Kasus (2016-2019),” *J. Samudra Ekon.*, vol. 5, no. 2, pp. 125–133, Sep. 2021, doi: 10.33059/jse.v5i2.4270.
- [20] M. Mulyadi, “Peran Pemerintah dalam Mengatasi Pengangguran dan Kemiskinan dalam Masyarakat,” *J. Kaji.*, vol. 21, no. 3, pp. 221–236, 2016.

