



INNOVATIVE: Journal Of Social Science Research

Volume 5 Nomor 3 Tahun 2025 Page 5528-5539

E-ISSN 2807-4238 and P-ISSN 2807-4246

Website: <https://j-innovative.org/index.php/Innovative>

Penerapan Rantai Markov dalam Menentukan Jumlah Tingkat Pengangguran di Provinsi Sumatera Utara

Abdurrahman^{1✉}, Anastasya Putri Wibowo², Cut Tasya Adiva³, Niquita Sepha Kanaya⁴, Reinaldo Fernandes Matheus Hutabarat⁵, Tri Gustini Simorangkir⁶, Sudianto Manullang⁷,
Alvi Sahrin Nasution⁸

Universitas Negeri Medan

Email: rahmanst25103@gmail.com^{1✉}

Abstrak

Tingkat pengangguran yang fluktuatif di Sumatera Utara mencerminkan tantangan besar dalam pengelolaan ketenagakerjaan. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pola transisi tingkat pengangguran menggunakan pendekatan Rantai Markov sebagai metode probabilistik. Data historis dari tahun 2005 hingga 2025 diklasifikasikan ke dalam kategori naik dan turun, lalu dihitung matriks probabilitas transisi dan steady-state untuk memperkirakan tren jangka panjang. Hasilnya menunjukkan bahwa sistem cenderung menuju keadaan stabil dengan probabilitas lebih tinggi berada dalam kondisi penurunan pengangguran. Temuan ini memberikan kontribusi dalam menyediakan informasi prediktif yang dapat digunakan oleh pembuat kebijakan untuk merumuskan strategi penanggulangan pengangguran yang lebih tepat sasaran dan berbasis data.

Kata Kunci: *Markov Chain, Pengangguran, Prediksi Data, Probabilitas Transisi*

Abstract

The fluctuating unemployment rate in North Sumatra highlights a major challenge in employment management. This study aims to analyze the transition patterns of unemployment levels using the Markov Chain as a probabilistic approach. Historical data from 2005 to 2025 were classified into increase and decrease states, followed by the calculation of transition and steady-state probability matrices to estimate long-term trends. The findings indicate that the system tends to reach a stable condition with a higher probability of unemployment decreasing. This outcome contributes to providing predictive information for policymakers in designing more targeted and data-driven unemployment mitigation strategies.

Keywords: *Data Prediction, Markov Chain, Transition Probability, Unemployment*

PENDAHULUAN

Pengangguran diartikan sebagai individu yang menjadi bagian dari angkatan kerja dan sedang mencari pekerjaan dengan besaran uph tertentu, namun tidak memiliki pekerjaan yang sesuai dengan keinginannya. Pengangguran menjadi salah satu permasalahan utama di Indonesia yang harus diatasi oleh pemerintah (Yulistiani et al., 2020). Berbagai upaya dilakukan untuk menurunkan jumlah tingkat pengangguran, namun belum dapat berjalan secara optimal.

Tingkat pengangguran adalah salah satu indikator utama dalam menilai kondisi sosial dan ekonomi suatu wilayah. Di Provinsi Sumatera Utara, fluktuasi Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) selama satu dekade terakhir menunjukkan dinamika yang signifikan, dengan puncak tertinggi terjadi pada tahun 2020 akibat dampak pandemi COVID-19. Kondisi ini menimbulkan berbagai implikasi negatif, seperti peningkatan angka kemiskinan, ketimpangan sosial, dan penurunan produktivitas ekonomi (Frاندika Situmorang, 2025). Upaya perencanaan dan pengambilan kebijakan yang efektif memerlukan pemahaman yang mendalam terhadap pola dan tren pengangguran. Peramalan tingkat pengangguran menjadi alat penting dalam menyediakan informasi prediktif yang dapat mendukung perumusan strategi penanggulangan pengangguran secara proaktif. Berbagai metode telah digunakan dalam peramalan ini, termasuk ARIMA dan ARIMAX, yang telah diaplikasikan dalam konteks nasional (Fajar et al., 2020).

Permasalahan pengangguran di Indonesia tidak hanya bersumber dari ketidaksesuaian antara permintaan dan penawaran tenaga kerja, tetapi juga dari keterbatasan akses terhadap pendidikan dan pelatihan keterampilan yang relevan dengan kebutuhan pasar kerja (Purba & Siregar, 2025). Hal ini diperparah oleh ketimpangan

wilayah, terutama antara perkotaan dan pedesaan, yang menyebabkan distribusi kesempatan kerja tidak merata (Bangun, 2021). Upaya pengurangan pengangguran juga harus mempertimbangkan integrasi teknologi digital dan ekonomi kreatif yang saat ini berkembang pesat. Sektor informal juga menjadi kontributor signifikan dalam menampung tenaga kerja, namun sering kali tidak tercatat secara formal dalam statistik tenaga kerja, yang membuat pengambilan kebijakan menjadi kurang akurat.

Selain itu, peran pendidikan vokasi sangat krusial dalam menekan angka pengangguran, khususnya pengangguran muda (Hidayat et al., 2023). Penelitian menunjukkan bahwa sistem pendidikan vokasi yang terhubung erat dengan industri memiliki potensi besar dalam menyerap lulusan ke dalam dunia kerja secara lebih cepat (Marito et al., 2023). Oleh karena itu, pemetaan terhadap kondisi dan proyeksi pengangguran melalui pendekatan matematis seperti Rantai Markov perlu dipadukan dengan kebijakan berbasis sektor unggulan dan pengembangan SDM lokal.

Namun, pendekatan alternatif seperti Analisis Rantai Markov menawarkan perspektif berbeda dalam memodelkan transisi status pengangguran dari waktu ke waktu. Metode ini memungkinkan analisis probabilistik terhadap perubahan keadaan pengangguran, memberikan wawasan tentang kemungkinan pergeseran antara kategori pengangguran rendah, sedang, dan tinggi. Studi sebelumnya telah menunjukkan bahwa Rantai Markov dapat digunakan untuk meramalkan tingkat pengangguran di masa mendatang, dengan hasil yang dapat membantu pengambil keputusan dalam merumuskan kebijakan yang tepat (Odah, 2021).

Mengingat pentingnya informasi prediktif dalam perencanaan kebijakan ketenagakerjaan, penelitian ini memiliki tujuan untuk menganalisis pola transisi tingkat pengangguran di Provinsi Sumatera Utara dengan menggunakan pendekatan Analisis Rantai Markov. Melalui pendekatan ini, penelitian berupaya mengestimasi distribusi jangka panjang tingkat pengangguran berdasarkan matriks transisi yang diperoleh dari data historis. Hasil yang diperoleh diharapkan dapat memberikan kontribusi nyata dalam menyediakan alat bantu analisis yang berguna bagi pemerintah daerah maupun pemangku kepentingan lainnya, sehingga strategi penanggulangan pengangguran dapat dirancang dengan lebih efektif dan berbasis pada data yang akurat.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metode kuantitatif dengan pendekatan pemodelan stokastik, khususnya Model Rantai Markov untuk meramalkan tingkat pengangguran. Pada penelitian ini, data yang digunakan adalah data tingkat pengangguran terbuka di Indonesia dari tahun 2005 sampai tahun 2025, data diambil dari Badan Pusat Statistik. Data tingkat pengangguran terbuka merupakan Rantai Markov dengan ruang keadaan diskrit karena datanya berbentuk perpindahan. Metode ini dipilih karena kemampuan Rantai Markov dalam menganalisis perpindahan keadaan (states) dan memprediksi probabilitas transisi antarwaktu berdasarkan data historis. Tahapan penelitian meliputi:

1. Pengumpulan data historis tingkat pengangguran.
2. Pembentukan state (kategori tingkat pengangguran, misalnya: rendah, sedang, tinggi).
3. Perhitungan matriks probabilitas transisi antar-state.
4. Validasi model dan peramalan tingkat pengangguran untuk periode mendatang.

Ruang keadaan (state) didefinisikan berdasarkan tingkat pengangguran tiap tahun terhadap rentang yang telah ditentukan yaitu pengangguran rendah, sedang, tinggi. Meskipun tidak ada batasan persis, beberapa sumber memberikan indikasi tentang kategori yang umum digunakan:

- Rendah: Dianggap rendah jika tingkat pengangguran terbuka berada di bawah 4% atau 5%.
- Sedang: Dapat dianggap sedang jika tingkat pengangguran terbuka berada di antara 5% hingga 10%.
- Tinggi: Dianggap tinggi jika tingkat pengangguran terbuka melebihi 10%.

Sehingga ruang state untuk permasalahan ini adalah (rendah="0", sedang="1", tinggi="2"). Selanjutnya akan ditunjukkan bahwasannya rantai Markov ini merupakan rantai Markov ergodik yang menjamin kekonvergenan nilai peluang jangka panjang tingkat pengangguran terbuka.

Conditional Probability

Probabilitas merupakan peluang terjadinya suatu peristiwa yang dapat diperkirakan dan dinyatakan dalam bentuk angka. Nilai probabilitas berada dalam rentang antara 0 hingga 1. Jika nilai probabilitasnya 0, berarti peristiwa itu tidak mungkin terjadi, sedangkan nilai 1 menunjukkan bahwa peristiwa tersebut pasti terjadi. Menurut (Jesen et al., 2024), jika peristiwa A dan B merupakan kejadian yang berbeda tetapi B dipengaruhi oleh A, maka A

dan B saling tergantung, maka dapat dinyatakan bahwa A dan B adalah kejadian yang saling tergantung ketika eksperimen dilakukan secara random atau dapat dinyatakan sebagai conditional probabilities atau kemungkinan terjadinya kejadian bersyarat.

Hubungan antara probabilitas kondisional dan probabilitas tanpa syarat memenuhi persamaan berikut (Intan, 2024):

$$P(H|D) = \frac{P(H \cap D)}{P(D)} \quad (1)$$

di mana $P(H \cap D)$ adalah probabilitas tanpa syarat dari kejadian gabungan H dan D terjadi. $P(D)$ adalah probabilitas tanpa syarat dari kejadian D

Matriks Probabilitas Transisi

Jika sebuah rantai Markov $\{X_t, t = 0, 1, 2, \dots\}$ dengan ruang state $\{0, 1, \dots, M\}$, maka peluang sistem itu dalam state i pada suatu state j pada pengamatan sebelumnya dilambangkan dengan P_{ij} dan disebut peluang transisi dari state i ke state j . Matriks $p = [P_{ij}]$ disebut matriks transisi rantai Markov (Koerniawan et al., 2022). Jadi, State $0, 1, \dots, M$

$$p = \begin{matrix} & 0 & 1 & \dots & M \\ \begin{matrix} 0 \\ 1 \\ \vdots \\ M \end{matrix} & \begin{bmatrix} p_{00} & p_{01} & \dots & p_{0M} \\ p_{10} & p_{11} & \dots & p_{1M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{M0} & p_{M1} & \dots & p_{MM} \end{bmatrix} \end{matrix} \quad (2)$$

Dimana elemen-elemen dari matriks P bernilai tak negatif dan jumlah elemen-elemen pada satu baris di matriks peluang transisi ini harus sama dengan 1.

Matriks probabilitas transisi n-steps digunakan untuk mengestimasi probabilitas kejadian di masa depan dalam n periode berdasarkan kejadian saat ini. Semakin besar nilai n, semakin seimbang probabilitas transisi kejadian tersebut. Jika probabilitas transisi dalam matriks mencapai keseimbangan dan tetap, maka matriks tersebut memiliki probabilitas steady state.

Probabilitas Steady-State

Probabilitas steady-state adalah probabilitas di mana kemungkinan transisi pada waktu mendatang tidak lagi dipengaruhi oleh kondisi awal. Pada tahap ini, peluang perpindahan antar keadaan telah mencapai suatu kondisi seimbang yang stabil dan tidak berubah seiring berjalannya waktu. Dengan kata lain, probabilitas steady-state menggambarkan keadaan transisi yang telah mantap (Nasib et al., 2024). Adapun definisinya adalah sebagai berikut:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} p_{ij}^{(n)} = \pi_j > 0 \quad (3)$$

Dimana π_j harus memenuhi persamaan steady-state yaitu:

$$\pi_j = \sum_{i=0}^M \pi_i p_{ij}, j = 0, 1, \dots, M \quad (4)$$

$$\sum_{j=0}^M \pi_j = 0 \quad (5)$$

π_j merupakan probabilitas steady-state dari Markov chain. Perlu dicatat bahwa probabilitas steady-state tidak menunjukkan bahwa proses tersebut menjadi satu langkah. Namun sebaliknya, proses tersebut akan terus melakukan transisi dari state ke state dan pada setiap langkah n-probabilitas transisi dari state i ke state j tetap p_{ij} .

HASIL DAN PEMBAHASAN

Berdasarkan data tingkat pengangguran di Provinsi Sumatera Utara yang dikumpulkan dari periode Februari 2005 hingga Februari 2025, serta dibagi ke dalam dua data per tahun, diperoleh sebanyak 41 data observasi. Untuk menerapkan model rantai Markov dalam menganalisis tingkat pengangguran, diperlukan data yang telah diklasifikasikan berdasarkan perubahan nilai dari waktu ke waktu. Oleh karena itu, pada bagian ini disajikan data historis mengenai Tingkat Pengangguran Terbuka di Provinsi Sumatera Utara yang telah diolah menjadi bentuk status (state), guna memudahkan identifikasi pola transisi yang terjadi antarperiode. Proses ini menjadi langkah awal dalam membangun model peramalan berbasis probabilistik yang dapat menggambarkan kemungkinan pergerakan status pengangguran di masa mendatang.

1. Klasifikasi State

Tujuan dari pembuatan state ini adalah untuk menganalisis pola pergerakan pengangguran secara dinamis menggunakan pendekatan rantai Markov, yang memanfaatkan status transisi antara naik dan turun.

Tabel 1. Klasifikasi state berdasarkan jumlah tingkat pengangguran terbuka

Periode	Tingkat Pengangguran Terbuka(%)	State
Feb-05	10,98	-
Agus-05	11,9	1
Feb-06	14,82	1
Agus-06	11,51	0
Feb-07	10,63	0
Agus-07	10,1	0
Feb-08	9,55	0
Agus-08	9,1	0

Feb-09	8,25	0
Agus-09	8,45	1
Feb-10	8,01	0
Agus-10	7,43	0
Feb-11	7,47	1
Agus-11	8,18	1
Feb-12	6,43	0
Agus-12	6,28	0
Feb-13	6,09	0
Agus-13	6,45	1
Feb-14	5,95	0
Agus-14	6,23	1
Feb-15	6,39	1
Agus-15	6,71	1
Feb-16	6,49	0
Agus-16	5,84	0
Feb-17	6,41	1
Agus-17	5,6	0
Feb-18	5,61	1
Agus-18	5,55	0
Feb-19	5,57	1
Agus-19	5,39	0
Feb-20	4,71	0
Agus-20	6,91	1
Feb-21	6,01	0
Agus-21	6,33	1
Feb-22	5,47	0
Agus-22	6,16	1
Feb-23	5,24	1
Agus-23	5,89	1
Feb-24	5,1	0
Agus-24	5,6	1
Feb-25	5,05	0

Tabel ini menyajikan data Tingkat Pengangguran Terbuka (%) di Provinsi Sumatera Utara dari periode Februari 2005 hingga Februari 2025. Data disusun secara semesteran, yaitu setiap bulan Februari dan Agustus tiap tahunnya. Kolom pertama menunjukkan periode waktu, kolom kedua mencatat persentase tingkat pengangguran terbuka, dan kolom ketiga menunjukkan status atau "state" dari perubahan nilai pengangguran.

Kode state ditentukan berdasarkan perubahan nilai dibandingkan periode sebelumnya dimana 0 menunjukkan penurunan tingkat pengangguran dibandingkan periode sebelumnya, 1 menunjukkan kenaikan tingkat pengangguran, Tanda - hanya terdapat di awal seri data (Feb-05) sebagai nilai awal referensi yang belum dapat dibandingkan.



Gambar 1. Pola tren pengangguran terbuka di Sumatera Utara tahun 2005-2025 berdasarkan data per 6 bulan

Grafik ini menunjukkan tren tingkat pengangguran terbuka di Sumatera Utara berdasarkan data semesteran selama 20 tahun, dari tahun 2005 hingga 2025. Pada awal periode, tepatnya sekitar tahun 2006, tingkat pengangguran mencapai puncaknya di angka 14,82%. Namun, setelah itu terjadi penurunan yang cukup tajam hingga sekitar tahun 2012, mencerminkan perbaikan ekonomi dan mulai efektifnya kebijakan atau program ketenagakerjaan. Selanjutnya, tren penurunan masih berlanjut meskipun dengan laju yang lebih lambat, disertai fluktuasi kecil yang kemungkinan dipengaruhi oleh faktor eksternal seperti krisis global atau pandemi. Menjelang akhir periode pengamatan, tingkat pengangguran menunjukkan kestabilan di kisaran 5%. Pola ini mencerminkan bahwa pasar tenaga kerja di Sumatera Utara semakin stabil dan lebih mampu menyerap angkatan kerja.

Tabel 2. Status peralihan kombinasi state

State	Sekarang		Total
	0 (turun)	1 (naik)	
Lalu	0 (turun)	10	22
	1 (naik)	12	18
		22	18

Dapat dilihat dari Tabel 2 dari 22 kali keadaan pengangguran turun (0), sebanyak 10 kali tetap turun dan 12 kali berubah menjadi naik. Dari 18 kali keadaan pengangguran naik (1), sebanyak 12 kali berubah menjadi turun dan 6 kali tetap naik. Tabel ini membentuk matriks transisi, yaitu komponen penting dalam model Markov Chain, yang akan menunjukkan kemungkinan perpindahan dari satu state ke state lainnya, selanjutnya dari Tabel 2 akan didapat hasil matriks probabilitas sebagai berikut.

2. Perhitungan Matriks Probabilitas Transisi

Sehingga didapatkan hasil matriks probabilitas 1-step sebagai berikut:

$$P^1 = \begin{bmatrix} \frac{10}{22} & \frac{12}{22} \\ \frac{12}{18} & \frac{6}{18} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,45 & 0,54 \\ 0,67 & 0,33 \end{bmatrix} \quad (6)$$

Jika pengangguran sebelumnya turun, maka peluang akan tetap turun pada periode berikutnya adalah 45,45%, dan naik 54,55%. Namun jika pengangguran sebelumnya naik, maka peluang akan turun pada periode berikutnya adalah 66,67%, dan tetap naik hanya 33,33. Hal ini menunjukkan bahwa walaupun pengangguran sempat naik, kecenderungan sistem adalah kembali ke penurunan.

Penentuan matriks probabilitas n-step

$$P^2 = \begin{bmatrix} 0,45 & 0,54 \\ 0,67 & 0,33 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 0,45 & 0,54 \\ 0,67 & 0,33 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,56 & 0,42 \\ 0,52 & 0,47 \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$P^3 = \begin{bmatrix} 0,56 & 0,42 \\ 0,52 & 0,47 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 0,45 & 0,54 \\ 0,67 & 0,33 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,54 & 0,44 \\ 0,55 & 0,43 \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$P^4 = \begin{bmatrix} 0,54 & 0,44 \\ 0,55 & 0,43 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 0,45 & 0,54 \\ 0,67 & 0,33 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,54 & 0,44 \\ 0,54 & 0,44 \end{bmatrix} \quad (9)$$

Selanjutnya, perhitungan matriks probabilitas n-step memperlihatkan bagaimana probabilitas transisi berkembang seiring waktu. Pada P^2 , probabilitas untuk turun dari kondisi sebelumnya yang turun meningkat menjadi 56%, sedangkan dari kondisi sebelumnya yang naik adalah 52%. Pada P^3 dan P^4 , nilai-nilai probabilitas mulai stabil, dengan kedua keadaan (dari turun atau naik) menunjukkan probabilitas yang hampir sama, yaitu sekitar 54% untuk turun dan 44% untuk naik. Kestabilan ini menunjukkan bahwa dalam

jangka panjang, sistem cenderung mencapai equilibrium, di mana peluang transisi tidak lagi berubah signifikan. Hasil ini dapat digunakan untuk memproyeksikan tren pengangguran di masa depan dan mengevaluasi efektivitas kebijakan ketenagakerjaan di Sumatera Utara.

3. Matriks Transisi Steady State

Dalam analisis ini, steady state tercapai ketika probabilitas keadaan (π_0 dan π_1) tidak lagi berubah meskipun transisi terus terjadi. Persamaan $\pi(p - 1) = 0$ digunakan untuk mencari nilai steady state, di mana P adalah matriks transisi dan I adalah matriks identitas.

$$\begin{aligned} \pi(p - 1) &= 0 \\ [\pi_0 \pi_1] \left(\begin{bmatrix} 0,45 & 0,54 \\ 0,67 & 0,33 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \right) &= [0 \quad 0] \\ [\pi_0 \pi_1] \left(\begin{bmatrix} -0,55 & 0,54 \\ 0,67 & -0,67 \end{bmatrix} \right) &= [0 \quad 0] \end{aligned}$$

$$-0,55\pi_0 + 0,67\pi_1 = 0 \quad (10)$$

$$0,54\pi_0 - 0,67\pi_1 = 0 \quad (11)$$

$$\pi_0 + \pi_1 = 1 \leftrightarrow \pi_0 = 1 - \pi_1 \quad (12)$$

Substitusikan persamaan (12) ke persamaan (10) atau persamaan (11), sehingga didapat nilai π_0 dan π_1 sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \pi_0 = 1 - \pi_1 \rightarrow -0,55\pi_0 + 0,67\pi_1 &= 0 \\ 0,55(1 - \pi_1) + 0,67\pi_1 &= 0 \\ -0,55 + 0,55\pi_1 + 0,67\pi_1 &= 0 \\ -0,55 &= -1,22\pi_1 \\ \pi_1 &= 0,449 \end{aligned}$$

Setelah nilai $\pi_1 = 0,449$ diperoleh, selanjutnya substitusikan ke persamaan (12)

$$\begin{aligned} \pi_1 = 0,449 \rightarrow \pi_0 &= 1 - \pi_1 \\ \pi_0 &= 1 - 0,449 \\ \pi_0 &= 0,551 \end{aligned}$$

Sehingga matriks steady state yang terbentuk adalah:

$$\pi = \begin{bmatrix} 0,551 & 0,449 \\ 0,551 & 0,449 \end{bmatrix}$$

Dari perhitungan, diperoleh solusi steady state dengan $\pi_0 = 0,551$ (55.1%) dan $\pi_1 = 0,449$ (44.9%). Nilai ini berarti bahwa dalam jangka panjang, peluang sistem berada dalam keadaan "pengangguran turun" (π_0) adalah sekitar 55,1%, sedangkan peluang berada dalam keadaan "pengangguran naik" (π_1) adalah 44,9%. Hasil ini konsisten dengan kecenderungan sebelumnya yang menunjukkan bahwa sistem lebih sering kembali ke kondisi penurunan pengangguran.

Matriks steady state yang terbentuk (π) memiliki baris identik, mengindikasikan bahwa distribusi probabilitas jangka panjang tidak bergantung pada keadaan awal. Dengan kata lain, terlepas dari apakah sistem awalnya dalam keadaan turun atau naik, setelah beberapa

periode, probabilitasnya akan stabil pada 55,1% untuk turun dan 44,9% untuk naik. Temuan ini berguna untuk perencanaan kebijakan, karena memberikan gambaran tentang tren pengangguran yang dapat diantisipasi dalam jangka panjang di Sumatera Utara.

SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, penerapan model Rantai Markov terbukti memberikan pendekatan yang efektif untuk memprediksi pola transisi tingkat pengangguran di Provinsi Sumatera Utara. Dengan mengklasifikasikan data ke dalam status naik dan turun, serta membentuk matriks probabilitas transisi dan steady-state, diperoleh bahwa sistem memiliki kecenderungan menuju kondisi penurunan pengangguran dalam jangka panjang. Hal ini ditunjukkan oleh nilai steady-state yang lebih tinggi pada state "turun", mengindikasikan bahwa sistem secara alami akan kembali ke keadaan yang lebih stabil, yakni pengangguran menurun, meskipun terdapat fluktuasi jangka pendek.

DAFTAR PUSTAKA

- Bangun, R. H. (2021). Optimalisasi Sektor Pertanian Dalam Rangka Mengatasi Pengangguran Di Sumatera Utara. *Jurnal Agriuma*, 3(2), 60–65. <https://doi.org/10.31289/agri.v3i2.5689>
- Fajar, M., Prasetyo, O. R., Nonalisa, S., & Wahyudi, W. (2020). Forecasting unemployment rate in the time of COVID-19 pandemic using Google trends data (case of Indonesia). *International Journal of Scientific Research in Multidisciplinary Studies*, 6(11), 29–33. <https://www.researchgate.net/publication/346525612>
- Frاندika Situmorang, P. K. D. L. (2025). Evaluasi Dinamika Pengangguran Pasca Mewabahnya Pandemi COVID-19 Di Provinsi Sumatera Utara: Sebuah Kajian Ekonomi. Analisis Pengaruh Ketimpangan Pembangunan Dan Pertumbuhan Ekonomi Terhadap Kemiskinan Di Kabupaten Mimika, 5(1), 131–156.
- Hidayat, N., Nugrahadi, E. W., Rahman, H., & Daoni, F. (2023). Pengaruh pertumbuhan ekonomi , Indeks Pembangunan Manusia , dan upah minimum terhadap angka pengangguran di Provinsi Sumatera Utara Effects of economic growth , Human Development Index , and minimum wages toward unemployment rate in North Sumatera Provinc. *Jurnal Kependudukan Indonesia*, 18(2), 193–202. <https://doi.org/10.55981/jki.2023.1074>
- Intan, R. (2024). APPLICATION OF CONDITIONAL PROBABILITY IN PREDICTING INTERVAL

- PROBABILITY OF DATA QUERYING. *Jurnal Informatika*, 5(2), 135–145.
- Jesen, J., Purba, T. S. M., & ... (2024). Prediksi Probabilitas Tren Penurunan Jumlah Penduduk Miskin di Indonesia. ... *Literacy Innovation and ...*, 02, 19–25.
- Koerniawan, V., Andrew Nilsen, Febrina Puspa Sari, Muhammad Yahya Ayyasy, & Sapto Wahyu Indratno. (2022). Pemodelan Peluang Transisi Rantai Markov dengan Simulasi Monte Carlo Berdasarkan Multinoulli Distribution untuk Memprediksi Harga Indeks Saham. *Jurnal Statistika Dan Aplikasinya*, 6(2), 276–287. <https://doi.org/10.21009/jsa.06213>
- Marito, C., Nisa, F., Pardede, N. N., Erza, D. S. D. Y., Sinaga, D., Hidayat, N., & Suharianto, J. (2023). Analisis Tingkat Pengangguran Terbuka, Human Capital Dan Jumlah Penduduk Terhadap Kemiskinan di Sumatera Utara. *Jurnal Dinamika Sosial Budaya*, 25(2), 287. <https://doi.org/10.26623/jdsb.v25i4.7943>
- Nasib, S. K., Hasan, R., Djakaria, I., Payu, M. R. F., Nuha, A. R., & Nashar, L. O. (2024). Analisis Peluang Jangka Panjang Mesin Penggilingan Padi Menggunakan Rantai Markov. Euler: *Jurnal Ilmiah Matematika, Sains Dan Teknologi*, 12(1), 63–70. <https://doi.org/10.37905/euler.v12i1.25280>
- Odah, M. H. (2021). Unemployment rate forecasting via Markov Chains. *International Journal of Sustainable Development and Planning*, 16(6), 1191–1194. <https://doi.org/10.18280/ijstdp.160620>
- Purba, P. S., & Siregar, Z. (2025). Pengaruh Kemiskinan , Tingkat Pengangguran dan Angkatan Kerja terhadap Pertumbuhan Ekonomi di Provinsi Sumatera Utara. 9, 10881–10894.
- Yulistiani, R., Putra, N. C., Said, Q., & Ernawati, I. (2020). Klasifikasi dan Prediksi Tingkat Pengangguran Terbuka di Indonesia Menggunakan Metode Classification and Regression Tree (CART). *Seminar Nasional Mahasiswa Ilmu Komputer Dan Aplikasinya (SENAMIKA)*, 123–130.