



Analisis Tren dan Klasterisasi Spasial Kemiskinan di Provinsi Jawa Tengah Menggunakan Algoritma Louvain

Trend Analysis and Spatial Clustering of Poverty in Central Java Province Using the Louvain Algorithm

Nasywa Elora Dyareta, Sabrina Nur Fadhilah,
Nugroho Arif Sudibyo

SMA Unggulan CT ARSA Foundation Sukoharjo

Info Artikel

Diterima : 10 November 2026
Direvisi : 20 April 2026
Disetujui : 5 Juni 2026

Kata kunci:

Analisis Tren
Jawa Tengah
Kemiskinan
Klasterisasi
Peramalan

Keywords:

Central Jawa
Clustering
Forecasting
Poverty
Trend Analysis

Corresponding Author :

Nasywa Elora Dyareta¹,
Sabrina Nur Fadhilah²,
Nugroho Arif Sudibyo³

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk memproyeksikan tingkat kemiskinan tahun 2025 di Provinsi Jawa Tengah serta mengelompokkan kabupaten/kota berdasarkan kemiripan karakteristik polanya guna mendukung perumusan kebijakan pengentasan kemiskinan yang lebih adaptif dan tepat sasaran. Pendekatan kuantitatif deskriptif digunakan dengan memanfaatkan data sekunder persentase penduduk miskin dari Badan Pusat Statistik (BPS) periode 2020–2024. Alat analisis peramalan yang diterapkan meliputi *Single Exponential Smoothing* (SES), *Double Exponential Smoothing* (DES), dan *Trend Analysis* untuk memproyeksikan angka kemiskinan, dilanjutkan dengan analisis klaster menggunakan algoritma Louvain yang dibantu oleh *Principal Component Analysis* (PCA) melalui perangkat lunak Orange Data Mining. Hasil peramalan menunjukkan mayoritas wilayah Jawa Tengah diproyeksikan mengalami penurunan tingkat kemiskinan pada tahun 2025, kecuali Kabupaten Wonogiri yang diprediksi mengalami sedikit peningkatan akibat faktor struktural ekonomi lokal. Sementara itu, analisis klaster berhasil mengidentifikasi enam kelompok wilayah dengan karakteristik tingkat kemiskinan yang bervariasi dari kategori rendah hingga tinggi. Kesimpulannya, integrasi metode peramalan tren dan deteksi komunitas spasial mampu memberikan gambaran komprehensif mengenai pola spasial-temporal kemiskinan di Jawa Tengah, sehingga dapat dijadikan landasan strategis bagi pemerintah daerah dalam merancang program intervensi yang berkelanjutan.

Abstract

This study aims to project the 2025 poverty levels in Central Java Province and group districts/cities based on their pattern characteristics to support the formulation of more adaptive and targeted poverty alleviation policies. A descriptive quantitative approach was employed using secondary data on the percentage of poor populations from Statistics Indonesia (BPS) for the 2020–2024 period. The forecasting tools applied include *Single Exponential Smoothing* (SES), *Double Exponential Smoothing* (DES), and *Trend Analysis* to project poverty rates, followed by cluster analysis using the Louvain algorithm assisted by *Principal Component Analysis* (PCA) via Orange Data Mining software. The forecasting results indicate that most regions in Central Java

nasywa.eldyta@gmail.com
+6288802648686

are projected to experience a decrease in poverty levels in 2025, except for Wonogiri Regency, which is predicted to increase slightly due to local economic structural factors. Meanwhile, the cluster analysis successfully identified six distinct regional groups with poverty characteristics ranging from low to high categories. In conclusion, the integration of trend forecasting and spatial community detection methods provides a comprehensive overview of the spatial-temporal patterns of poverty in Central Java, serving as a strategic foundation for local governments to design sustainable intervention programs.

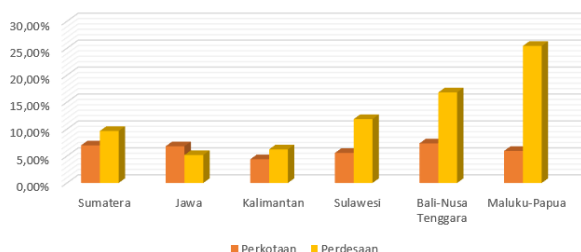
PENDAHULUAN

Kemiskinan menjadi isu sentral dalam agenda pembangunan nasional dan daerah karena merupakan indikator utama tingkat kesejahteraan masyarakat. Dedi (2023) menyatakan bahwa kemiskinan dapat didefinisikan sebagai kondisi ketidakmampuan seseorang atau sekelompok dalam pemenuhan kebutuhan dasar baik itu makanan maupun bukan makanan yang diukur melalui tingkat pengeluaran. Rinaldo (2021) dalam artikelnya menyebutkan bahwa masalah sosial dalam kehidupan bernegara seperti kemiskinan dapat mempengaruhi nilai suatu bangsa dalam mensejahterakan masyarakatnya. Laporan *Macro Poverty Outlook* Bank Dunia menyebutkan sekitar 60,3% penduduk Indonesia (sekitar 171,8 juta jiwa) hidup di bawah garis kemiskinan pada tahun 2024. Hal itu menjadikan negara Indonesia berada di posisi ke-4, presentase penduduk miskin tertinggi.

Berdasar data Badan Pusat Statistik (BPS) pada September tahun 2024, jumlah dan presentase penduduk miskin setiap pulau yang ada di Indonesia dapat dilihat pada gambar 1.

Persentase Penduduk Miskin menurut

Pulau, September 2024



Gambar 1. Persentase Penduduk Miskin
Sumber: Badan Pusat Statistik

Berdasarkan data tersebut, tingkat kemiskinan di Pulau Jawa menunjukkan pola unik: wilayah perkotaan di beberapa provinsi seperti Jawa Tengah memiliki tingkat kemiskinan yang justru lebih tinggi dibandingkan pedesaan. Fenomena ini menunjukkan bahwa persoalan kemiskinan di Indonesia tidak hanya berkaitan dengan jumlah penduduk miskin, tetapi juga distribusi spasial antarwilayah.

Pentingnya isu kemiskinan yang ada juga diperkuat dengan komitmen global melalui *Sustainable Development Goals* (SDGs), pada poin ke 1 “Menghapus Kemiskinan dalam Segala Bentuk Di Mana Pun.” Di tingkat nasional, Rencana Pembangunan Jangka Menengah Nasional (RPJMN) juga menetapkan pengurangan kemiskinan sebagai indikator kunci pembangunan manusia.

Dalam konteks akademik, analisis tren kemiskinan menjadi penting untuk memantau perubahan sosial-ekonomi antarperiode. Sementara itu, pengelompokan wilayah berdasarkan kesamaan karakteristik kemiskinan dapat digunakan algoritma klusterisasi seperti *Louvain Community Detection*, yang berasal dari ilmu jaringan dan cocok diterapkan dalam analisis spasial sosial. Beberapa penelitian telah menerapkan pendekatan serupa, seperti studi oleh Sari dan Yuniarti (2023) yang menganalisis wilayah rawan kemiskinan menggunakan pendekatan spasial-temporal di Provinsi Jawa Tengah dan menemukan adanya pola kluster kemiskinan di beberapa kabupaten yang saling berdekatan secara geografis. Namun,

sebagian besar studi tersebut belum mengintegrasikan analisis tren dengan deteksi komunitas spasial berbasis jaringan seperti algoritma Louvain, yang terbukti efisien untuk mengelompokkan wilayah dengan karakteristik sosial-ekonomi serupa (Latifah dkk., 2022).

Urgensi dari penelitian ini didasarkan pada fakta bahwa penanganan kemiskinan di Provinsi Jawa Tengah selama ini sering kali tidak mempertimbangkan dinamika tren masa depan dan kedekatan pola karakteristik antarwilayah secara komprehensif. Padahal, ketimpangan penurunan kemiskinan antar kabupaten atau kota sangat signifikan. Kegagalan dalam memetakan arah tren spasial-temporal ini berisiko menyebabkan alokasi anggaran penanggulangan kemiskinan menjadi tidak tepat sasaran. Oleh karena itu, pengintegrasian metode peramalan tren historis dan deteksi komunitas berbasis jaringan sangat mendesak untuk dilakukan, guna memberikan peta jalan (*roadmap*) yang prediktif bagi pengentasan kemiskinan daerah.

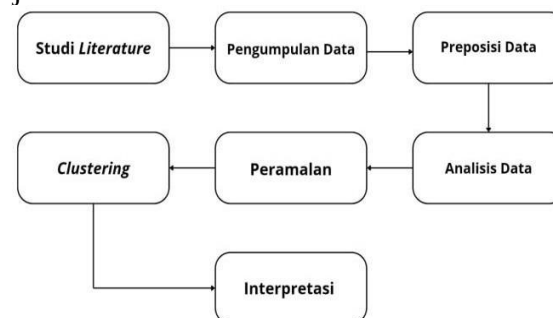
Berdasarkan gap dan urgensi tersebut, penelitian ini memiliki kebaruan dalam mengintegrasikan metode *trend analysis* untuk memproyeksikan arah kemiskinan dan *Louvain community detection* untuk mengidentifikasi klaster wilayah dengan kemiripan pola kemiskinan di Provinsi Jawa Tengah selama periode 2020–2025.

Secara spesifik, tujuan dari penelitian ini adalah untuk memproyeksikan nilai peramalan tingkat kemiskinan di 35 kabupaten atau kota Provinsi Jawa Tengah pada tahun 2025, mengidentifikasi jumlah dan keanggotaan klaster wilayah yang terbentuk berdasarkan klasifikasi algoritma Louvain, serta merumuskan strategi penanggulangan kemiskinan yang kontekstual bagi masing-masing klaster wilayah yang terbentuk.

METODE PENELITIAN

Metode pada penelitian kali ini adalah kuantitatif deskriptif. Data sekunder yang digunakan bersumber dari Badan Pusat Statistik (BPS), yaitu data persentase penduduk miskin per kabupaten atau kota di Jawa Tengah

selama lima tahun terakhir (2019–2023). Beberapa tahap tersebut ada pada diagram jalur berikut.



Gambar 2. Diagram Jalur

Persiapan

Tahap ini melibatkan studi literatur yang berfokus penelitian relevan sebelumnya dan digunakan sebagai dasar pengembangan model peramalan untuk tingkat kemiskinan di Jawa Tengah. Analisis mendalam dilakukan untuk memahami metode sebelumnya dan mempersiapkan penerapan yang lebih baik. Selanjutnya juga dilakukan perumusan dan pengaturan asumsi, pembatasan, dan parameter yang akan diaplikasikan dalam strukturasi model.

Pengumpulan Data

Data kemiskinan di Jawa Tengah untuk periode 2020-2024 diperoleh dari sumber resmi BPS Jawa Tengah. Dataset ini mencakup rincian tingkat kemiskinan di berbagai kabupaten atau kota, sehingga memberikan gambaran komprehensif tentang distribusi dan tren kemiskinan di wilayah tersebut. Data kemudian diorganisir dalam format *Microsoft Excel*, untuk mempermudah pengelompokan dan pengelolaan.

Preposisi Data

Tahap ini memastikan bahwa kualitas data yang digunakan berada di tingkat optimal. Peneliti melakukan proses *cleaning*, termasuk penghapusan *noise*, pengisian atau penghapusan *missing value*, dan penyaringan data yang tidak akurat. Hal ini bertujuan untuk memastikan bahwa dataset yang akan dianalisis bebas dari anomali yang dapat mempengaruhi hasil peramalan. Tiga langkah penting yang diambil dalam tahap ini adalah data *cleaning*, data *transformation*, dan data *reduction*, yang dilakukan secara

hati-hati untuk mempertahankan validitas hasil.

Analisis Data

Analisis data dilakukan dengan dua pendekatan utama, yaitu peramalan dan *clustering*. Peramalan digunakan untuk memprediksi tren kemiskinan di wilayah penelitian dengan membandingkan beberapa metode. Sementara itu, *clustering* dilakukan menggunakan algoritma Louvain untuk mengelompokkan wilayah berdasarkan kemiripan karakteristik sosial-ekonomi. Hasil peramalan memberikan gambaran tren masa depan, sedangkan *clustering* membantu mengidentifikasi kelompok wilayah prioritas intervensi

Peramalan

Berdasarkan hasil analisis, proses peramalan dilakukan untuk mendapatkan proyeksi tingkat kemiskinan di Jawa Tengah pada tahun 2025. Tiga metode yaitu SES, DES, dan *Trend Analysis*, diterapkan secara bersamaan untuk dibandingkan. Menurut Kassem dan Yousif (2022), metode *exponential smoothing* efektif karena mampu memberikan bobot lebih besar pada data terbaru, sehingga hasil peramalan lebih sensitif terhadap perubahan tren terkini. Selain itu, penelitian oleh Mdee dan Ismail (2021) juga menunjukkan bahwa model Holt-Winters (pengembangan dari DES) memiliki performa yang baik dalam peramalan harga komoditas. Dengan merujuk pada temuan tersebut, penelitian ini menerapkan kombinasi SES, DES, dan *Trend Analysis* untuk menghasilkan model peramalan tingkat kemiskinan yang akurat di setiap kabupaten/kota di Jawa Tengah. Hasil peramalan ini kemudian dievaluasi menggunakan kriteria kesalahan prediksi untuk menentukan metode yang paling sesuai bagi masing-masing wilayah berdasarkan tren historisnya. Data kemudian dianalisis dengan metode deskriptif untuk mempermudah interpretasi hasil.

Clustering

Tahap selanjutnya adalah klasterisasi menggunakan metode Algoritma Louvain. Algoritma Louvain merupakan metode *community detection* yang diandalkan untuk

menemukan klaster dan komunitas dalam jaringan besar dengan sangat efisien. Prinsip kerjanya adalah memaksimalkan *modularity*, yaitu ukuran seberapa padat hubungan antar *node* dalam komunitas dibanding hubungan antar komunitas. Louvain banyak digunakan karena efisiensinya dalam menemukan struktur komunitas pada jaringan besar. Dalam beberapa penelitian terkini, algoritma ini telah dimodifikasi untuk menganalisis pola data spasial maupun deret waktu. Li dkk. (2022) menggunakan Louvain untuk klasterisasi deret waktu melalui pembentukan jaringan korelasi antar-entitas, sedangkan penelitian oleh Reports (2025) memperkenalkan *Similarity-Based Adapted Louvain Algorithm (SIMBA)* sebagai pengembangan dari algoritma klasik untuk menghasilkan pembagian komunitas yang lebih presisi. Selain itu, penelitian oleh AIP Chaos (2024) juga menegaskan pentingnya pengaturan parameter modularitas dalam meningkatkan hasil klasterisasi berbasis Louvain.

Dari hasil pemrosesan, diperoleh enam klaster wilayah dengan karakteristik tren yang berbeda, misalnya klaster dengan penurunan cepat, penurunan lambat, atau relatif stagnan.

Interpretasi

Tahap terakhir adalah interpretasi, di mana hasil peramalan dan klasterisasi dianalisis secara mendalam. Analisis ini dilengkapi dengan identifikasi faktor-faktor yang mungkin mempengaruhi pola tersebut, seperti kondisi ekonomi lokal atau program intervensi pemerintah. Berdasarkan temuan ini, peneliti menyusun rekomendasi kebijakan yang lebih terarah untuk mengurangi kemiskinan di masing-masing klaster wilayah.

Berbeda dari penelitian-penelitian sebelumnya yang umumnya menerapkan algoritma Louvain hanya pada analisis jaringan sosial atau hubungan antarsimpul data non-temporal, penelitian ini mengadaptasikan metode tersebut untuk data deret waktu kemiskinan. Inovasi ini dilakukan dengan memanfaatkan hasil

peramalan tren kemiskinan sebagai input utama dalam pembentukan jaringan korelasi antarwilayah. Setiap kabupaten atau kota direpresentasikan sebagai simpul (*node*) yang dihubungkan berdasarkan kesamaan pola tren kemiskinan dari tahun 2019 hingga 2025. Proses ini memungkinkan algoritma Louvain mendeteksi kelompok wilayah dengan karakteristik kemiskinan yang serupa secara lebih akurat. Pendekatan ini tidak hanya memberikan gambaran spasial mengenai distribusi kemiskinan, tetapi juga memperkuat dasar perumusan rekomendasi kebijakan yang kontekstual bagi masing-masing klaster wilayah

HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisis peramalan ini berbasis pada data persentase kemiskinan di Jawa Tengah yang mencakup 35 kabupaten/kota selama periode 2020–2024. Data bersumber dari Badan Pusat Statistik (BPS) Jawa Tengah.

Selanjutnya, data *digunakan* sebagai dasar untuk melakukan peramalan tingkat kemiskinan pada tahun 2025. Sebelum dilakukan proses peramalan, langkah awal penelitian ini adalah menyajikan hasil analisis deskriptif guna memperoleh gambaran umum kondisi kemiskinan di wilayah penelitian.

Tabel 1. Analisis Deskriptif

Variabel	N	Mean	St. Dev	Min	Max
Persentase Penduduk Miskin	35	10,817	3,394	4,03	17,83

Sumber: Hasil olah data Badan Pusat Statistik

Tabel 1 memberikan catatan menarik bahwa tingkat kemiskinan tertinggi terjadi pada tahun 2021, yaitu di Kabupaten Kebumen dengan persentase sebesar 17,83%. Sementara itu, tingkat kemiskinan terendah tercatat pada tahun 2024 di Kota Semarang dengan persentase sebesar 4,03%.

Peramalan

Hasil olah data BPS kemudian dilakukan peramalan menggunakan tiga metode, yaitu *Single Exponential Smoothing (SES)*, *Double*

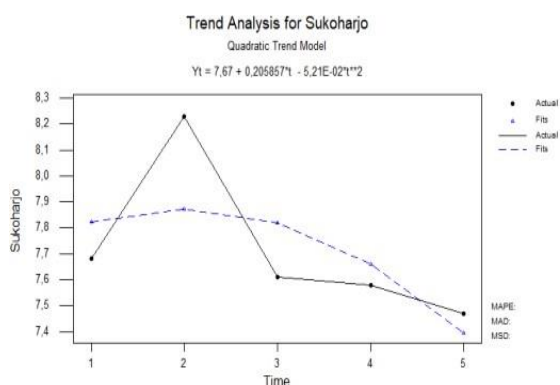
Exponential Smoothing (DES), dan *Trend Analysis*. Dalam kajian ini, peramalan dilakukan dengan bantuan perangkat lunak Minitab. Alasan pemilihan Minitab adalah karena *software* ini mampu menampilkan grafik tren historis sekaligus proyeksi ke periode mendatang, sehingga hasil peramalan lebih mudah dianalisis secara visual maupun numerik. Selain itu, Minitab menyediakan berbagai metode *forecasting*, dengan dilengkapi pengukuran tingkat kesalahan untuk menentukan model terbaik. Keunggulan lainnya adalah proses perhitungan yang cepat, tampilan output yang jelas, serta kemampuan menghasilkan proyeksi data dalam beberapa tahun ke depan secara lebih akurat. Sebelum metode peramalan diterapkan pada seluruh kabupaten/kota di Provinsi Jawa Tengah, dilakukan tahap evaluasi model menggunakan tiga kabupaten/kota sebagai pilot sample. Ketiga wilayah tersebut dipilih karena memiliki data historis yang lengkap dan konsisten selama periode 2020–2024 sehingga memenuhi persyaratan analisis deret waktu. Tahap ini bertujuan untuk membandingkan performa beberapa metode peramalan, yaitu *Trend Analysis*, *Single Exponential Smoothing (SES)*, *Double Exponential Smoothing (DES)*, dan *Moving Average*. Selanjutnya, metode dengan tingkat kesalahan (MAPE, MAD, dan MSD) terkecil diterapkan pada seluruh data kabupaten/kota di Provinsi Jawa Tengah.

Tabel 2. Peramalan

		Metode		
		SES	DES	TREND ANALYSIS
Semarang	MAPE	3,49263	1,83387	1,57538
	MAD	0,25564	0,13890	0,11960
	MSD	0,08680	0,03326	0,02621
Sukoharjo	MAPE	2,63470	2,39015	2,06464
	MAD	0,20837	0,18922	0,16360
	MSD	0,08116	0,06121	0,04825
Wonogiri	MAPE	1,75220	1,92073	1,52640
	MAD	0,19893	0,21463	0,17040
	MSD	0,08667	0,08308	0,04005

Pada tabel 2 diketahui bahwasanya terdapat 3 metode peramalan dan 3 variabel yang menghitung tingkat *error* dari ketiga metode tersebut, yaitu MAPE, MAD, dan

MSD. Diketahui tinggi rendahnya tingkat *error* pada metode peramalan dapat dilihat dari hasil pada setiap variabel. Semakin rendah hasil pada variabel, maka dapat diartikan bahwa metode tersebut memiliki tingkat *error* paling sedikit. Hal ini menjadi dasar dalam perhitungan peramalan, agar hasil peramalan yang diberikan dapat mendekati keadaan pada masa yang akan datang.



menandakan pola parabola menurun. Hasil perhitungan menggunakan metode tersebut memiliki nilai prediksi sebesar 7,393. yang mengindikasikan tren penurunan pada periode mendatang. Tingkat akurasi model cukup tinggi dengan nilai MAPE sebesar 2,20%, MAD 0,17264, dan MSD 0,04043, sehingga hasil peramalan dapat dianggap reliabel untuk mendukung pengambilan keputusan.

Berdasarkan analisis data menggunakan perbandingan metode *Double Exponential Smoothing* (DES), *Single Exponential Smoothing* (SES) dan *Trend Analysis*, hasil perhitungan menunjukkan bahwa metode *Trend Analysis* memberikan tingkat akurasi prediksi yang lebih baik dibandingkan metode peramalan lainnya yang digunakan dalam penelitian ini. Temuan ini sejalan dengan penelitian *Setiawan & Putri (2023)* yang menyatakan bahwa metode *Trend Analysis* efektif digunakan pada data sosial ekonomi yang memiliki kecenderungan arah yang jelas. Oleh karena itu, metode *Trend Analysis* dipilih sebagai model peramalan untuk memproyeksikan tingkat kemiskinan pada seluruh kabupaten/kota di Provinsi Jawa Tengah hingga tahun 2025.

Model *Trend Analysis* menggunakan persamaan regresi linear

$$Y_t = a + bX_t$$

dengan

- Y_t = nilai prediksi tingkat kemiskinan pada periode ke- t
- a = konstanta
- b = koefisien tren
- X_t = waktu (tahun)

Nilai konstanta dan koefisien tren dihitung secara otomatis oleh perangkat lunak Minitab menggunakan metode *Least Square*. Persamaan tersebut kemudian digunakan untuk memproyeksikan tingkat kemiskinan setiap kabupaten/kota pada tahun 2025. Selanjutnya, persamaan tersebut digunakan untuk menghasilkan nilai prediksi tingkat kemiskinan tahun 2025 sebagaimana disajikan pada Tabel 4. Dengan demikian, nilai prediksi bukan merupakan hasil estimasi secara langsung, melainkan diperoleh dari proses pemodelan tren berdasarkan data historis tingkat kemiskinan tahun 2020–2024 pada masing-masing wilayah.

Tabel 3. Analisis Deskriptif

Variabel	N	Mean	St. Dev	Min	Max
Proyeksi Persentase Penduduk Miskin 2025	6	10,661	3,379	3,722	17,83

Berdasarkan hasil analisis deskriptif peramalan tahun 2025 pada tabel 3, rata-rata tingkat kemiskinan diperkirakan sebesar 10,66% yang menunjukkan distribusi yang relatif seimbang. Nilai minimum tercatat 3,72% di Kota Semarang pada tahun 2025 dengan standar deviasi 3,38% yang menandakan variasi cukup besar antarwilayah. Nilai maksimum terjadi pada tahun 2021 di Kebumen. Dengan jumlah sampel 245 observasi, hasil ini cukup representatif untuk menggambarkan kondisi peramalan kemiskinan di tahun 2025. Secara keseluruhan, dapat disimpulkan bahwa mayoritas wilayah diperkirakan mengalami tingkat kemiskinan sekitar 10-11 persen, meskipun masih terdapat variasi yang

signifikan di beberapa daerah tertentu.

Tabel 4. Hasil Peramalan

Kabupaten	Tingkat Kasus Kemiskinan Jawa Tengah 2024	Peramalan Tingkat Kasus Kemiskinan Jawa Tengah 2025
Cilacap	10.68	10.282
Banyumas	11.95	10.998
Purbalingga	14.18	13.08
Banjarnegara	14.71	14.39
Kebumen	15.71	15.2
Purworejo	10.87	10.715
Wonosobo	15.28	14.537
Magelang	10.83	10.663
Boyolali	9.63	9.439
Klaten	12.04	11.733
Sukoharjo	7.47	7.393
Wonogiri	10.71	10.737
Karanganyar	9.59	9.357
Sragen	12.41	12.216
Grobogan	11.43	11.106
Blora	11.42	11.164
Rembang	14.02	13.411
Pati	9.17	8.804
Kudus	7.23	7.202
Jepara	6.09	5.941
Demak	11.89	11.672
Semarang	6.96	6.821
Temanggung	8.67	8.431
Kendal	9.35	9.051
Batang	8.37	8.62
Pekalongan	8.95	8.146
Pemalang	14.92	14.484
Tegal	6.81	5.662
Brebes	15.6	15
Magelang	5.94	4.91
Surakarta	8.31	7.664
Salatiga	4.57	4.322
Kota Semarang	4.03	3.722
Pekalongan	6.71	6.226
Kota Tegal	7.64	7.232

Hasil peramalan tabel 4 menunjukan bahwa tingkat kemiskinan di Provinsi Jawa Tengah tahun 2025 diproyeksikan mengalami penurunan hampir di seluruh wilayah. Dari 35 kabupaten/kota, sebanyak 34 daerah menunjukkan penurunan persentase penduduk miskin dibandingkan tahun 2024, sedangkan satu daerah, yaitu, Kabupaten Wonogiri, justru mengalami sedikit kenaikan dari 10,71% menjadi 10,737%. Faktor lokal yang

menjelaskan kondisi wilayah Wonogiri yang mengalami peningkatan presentase kemiskinan yaitu ketergantungan sektor pertanian yang tinggi sekitar 29,10% dari PDRB Wonogiri yang diartikan sebagai penyumbang kemiskinan terbesar yaitu 29,95%, karena banyak petani yang tetap miskin meski sektor ini dominan. Kedua, anomali cuaca seperti El Niño mendorong kemarau panjang pada 2023–2024. Fenomena ini terbukti menurunkan pendapatan petani dan memicu kegagalan panen yang berdampak langsung terhadap kemiskinan agraris (Nugroho dkk., 2024). Selanjutnya, akses pendidikan dasar yang rendah juga memadai sebagai faktor pembatas dalam keluar dari perangkap kemiskinan (Haidir & Setyari, 2024).” Selain itu, pemerintah daerah mengakui adanya ketidakakuratan data yang dapat menghambat perumusan kebijakan tepat sasaran. Hingga saat ini, meskipun berbagai program bantuan sosial, beasiswa, infrastruktur, dan pelatihan telah diluncurkan untuk meringankan kemiskinan, efektivitasnya masih terbatas oleh tantangan struktural seperti kualitas SDM dan akses layanan dasar.

Meskipun Kabupaten Wonogiri menunjukkan kecenderungan peningkatan tingkat kemiskinan akibat berbagai tantangan struktural tersebut, kondisi ini tidak mencerminkan tren kemiskinan di Provinsi Jawa Tengah secara keseluruhan. Sebaliknya, hasil peramalan menunjukan bahwa sebagian besar kabupaten/kota di Jawa Tengah diproyeksikan mengalami penurunan tingkat kemiskinan pada tahun 2025. Secara agregat, penurunan ini konsisten dengan data BPS (2025) yang mencatat bahwa tingkat kemiskinan Jawa Tengah pada Maret 2025 mencapai 9,48%, atau sekitar 3,37 juta jiwa, turun 0,10 poin persentase dari September 2024. Keberhasilan ini tidak lepas dari sinergi kebijakan melalui Tim Koordinasi Penanggulangan Kemiskinan (TKPK) Provinsi, pemanfaatan Data Tunggal Sosial Ekonomi Nasional (DTSEN), serta intervensi lintas sektor yang diarahkan pada

peningkatan pendapatan masyarakat miskin dan perluasan kesempatan kerja.

Selanjutnya, hasil kajian spasial-temporal memperlihatkan bahwa tren penurunan kemiskinan di Jawa Tengah telah berlangsung dalam jangka panjang, meskipun terdapat variasi antarwilayah, yang mana hal ini mendukung akurasi metode *trend analysis* yang digunakan Dian Natalia (2023). Berbeda dengan penelitian Ajeng (2025) di Provinsi Jawa Barat yang menggunakan metode *Double Exponential Smoothing* (DES) untuk memproyeksikan kenaikan kemiskinan dari 8,38% pada 2024 menjadi 8,63% pada 2025, dan terus meningkat hingga 9,40% pada 2028. Hal ini mengindikasikan bahwa model peramalan berbasis tren historis dapat menghasilkan pola yang berbeda jika kondisi ekonomi dan dinamika lokal mengalami perubahan signifikan. Selain itu, studi makro ekonomi global oleh Wayu Wuranti (2020) menegaskan bahwa guncangan seperti inflasi tinggi dan kenaikan harga pangan berpotensi membalik tren penurunan kemiskinan menjadi peningkatan.

Secara keseluruhan, hasil peramalan mengindikasikan adanya tren penurunan angka kemiskinan di Jawa Tengah dari tahun ke tahun. Pola ini mencerminkan keberhasilan berbagai program pengentasan kemiskinan yang telah dijalankan oleh pemerintah pusat maupun daerah, mulai dari bantuan sosial terarah, pemberdayaan ekonomi masyarakat, hingga peningkatan akses pendidikan dan kesehatan bagi rumah tangga berpenghasilan rendah.

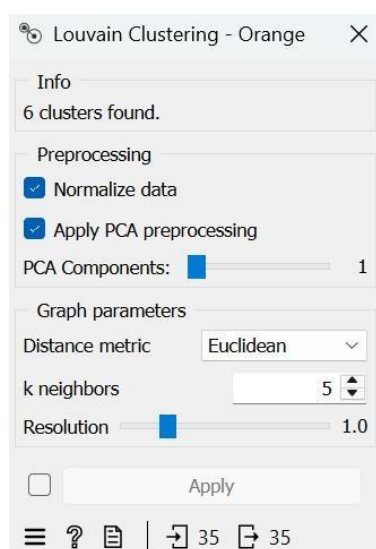
Meskipun hasil peramalan menunjukkan tren penurunan angka kemiskinan di Jawa Tengah, interpretasi data ini perlu dilakukan secara hati-hati. Penurunan tersebut tidak selalu mencerminkan peningkatan nyata dalam kesejahteraan masyarakat. Terdapat kemungkinan bahwa penurunan ini dipengaruhi oleh faktor teknis maupun demografis, seperti standar garis kemiskinan yang stagnan atau tidak disesuaikan secara optimal dengan inflasi dan biaya hidup, sehingga sebagian rumah tangga yang secara riil masih rentan tidak tercatat sebagai miskin.

Sementara itu, **UNDP (2024)** melalui *Global Multidimensional Poverty Index Report* menunjukkan bahwa “banyak penduduk yang tidak tercatat miskin secara ekonomi masih mengalami deprivasi dalam aspek pendidikan, kesehatan, dan standar hidup,” sehingga pendekatan multidimensi penting untuk menggambarkan kondisi kesejahteraan secara lebih komprehensif.

Selain itu, daerah dengan jumlah penduduk relatif sedikit dapat mengalami penurunan angka kemiskinan secara persentase, meskipun jumlah penduduk miskin secara absolut tidak banyak berubah. Faktor lainnya adalah pergeseran penduduk miskin ke wilayah perkotaan yang lebih sulit teridentifikasi oleh survei resmi, atau adanya program bantuan sementara yang menekan angka kemiskinan hanya dalam jangka pendek. Oleh karena itu, meskipun tren penurunan ini patut diapresiasi, diperlukan evaluasi mendalam terhadap indikator, metode pengukuran, dan konteks sosial-ekonomi setempat agar kebijakan pengentasan kemiskinan tidak hanya berbasis pada capaian angka, melainkan juga memastikan perbaikan kualitas hidup yang berkelanjutan.

Tahap selanjutnya setelah proses peramalan adalah melakukan analisis *clustering* menggunakan algoritma Louvain. Pada tahap analisis klaster, penelitian ini menggunakan bantuan perangkat lunak *Orange Data Mining* dengan algoritma Louvain *Community Detection*. Data hasil peramalan tingkat kemiskinan yang sudah diproses kemudian dimasukkan ke dalam *Orange*. Kemudian, diolah menggunakan *graph-based clustering*, dan menghasilkan pembagian wilayah Jawa Tengah ke dalam beberapa klaster kemiskinan. Hasil proses ini berupa visualisasi jaringan (*graph*) memudahkan peneliti dalam melihat keterhubungan antarwilayah, serta mengidentifikasi kelompok daerah dengan karakteristik kemiskinan yang mirip. Demsar & Zupan (2024) menekankan bahwa *Orange* memfasilitasi proses *data clustering* melalui pendekatan visual yang memudahkan

eksplorasi pola tanpa pemrograman intensif. Selain itu, *Orange* mendukung berbagai metode *community detection* termasuk Louvain, yang dikenal efektif dalam menemukan struktur komunitas alami pada data jaringan dengan jumlah sampel besar. Studi *Trend Mining* menggunakan *Orange3* untuk menerapkan *topic modelling* dan visualisasi tren memperkuat relevansi software ini dalam analisis tren data. Dengan fitur visualisasi grafis yang jelas, *Orange* memungkinkan hasil *clustering* tidak hanya dilihat secara numerik, tetapi juga dapat diinterpretasikan secara visual, sehingga pola spasial kemiskinan di Jawa Tengah mudah dipahami dan dijelaskan



Gambar 4. Hasil Algoritma Louvain

Berdasarkan hasil pengelompokan menggunakan algoritma Louvain, diperoleh 6 klaster yang merepresentasikan karakteristik kemiskinan di masing-masing kabupaten/kota di Jawa Tengah. Proses *clustering* dilakukan setelah data dinormalisasi dan diproses dengan *Principal Component Analysis* (PCA) untuk mengurangi dimensi serta mempertahankan informasi utama dalam data. Metode Louvain dipilih karena kemampuannya dalam mendeteksi komunitas dalam jaringan data dengan tingkat modularitas tinggi, sehingga setiap klaster yang terbentuk memiliki kemiripan internal yang kuat sekaligus perbedaan yang jelas dengan klaster lainnya.

Tabel 5. Pengelompokan Wilayah Berdasarkan Klaster Karakteristik Kemiskinan Tahun 2025

Klaster	Karakteristik Tingkat Kemiskinan	Rerata Angka Prediksi	Anggota Daerah (Nilai Proyeeksi 2025)
Klaster 1	Rendah	8% - 9%	1. Boyolali (9,44%) 2. Karanganyar (9,36%) 3. Pati (8,30%) 4. Temanggung (8,43%) 5. Kendal (9,05%) 6. Batang (8,62%) 7. Pekalongan (8,15%)
Klaster 2	Sedang	10% - 11%	1. Cilacap (10,28%) 2. Banyumas (11%) 3. Purworejo (10,72%) 4. Magelang (10,66%) 5. Wonogiri (10,74%) 6. Grobogan (11,11%) 7. Blora (11,16%)
Klaster 3	Terendah	<6%	1. Jepara (5,94%) 2. Tegal (5,66%) 3. Kota Magelang (4,91%) 4. Kota Salatiga (4,32%) 5. Semarang (3,72%) 6. Kota Pekalongan (6,23%)
Klaster 4	Tinggi	>14%	1. Banjarnegara (14,39%) 2. Kebumen (15,66%) 3. Wonosobo (14,54%) 4. Rembang (14,41%) 5. Pemalang (14,48%) 6. Brebes (15%)
Klaster 5	Rendah - Sedang	6% - 7%	1. Sukoharjo (7,39%) 2. Kudus (7,20%) 3. Kota Semarang (6,82%) 4. Kota Surakarta (7,65%) 5. Kota Tegal (7,23%)
Klaster 6	Sedang - Tinggi	11% - 13%	1. Purbalingga (13,08%) 2. Klaten (11,73%) 3. Sragen (12,22%) 4. Demak (11,63%)

Klaster 1 terdiri dari Kabupaten Boyolali (9,439%), Karanganyar (9,357%), Pati (8,304%), Temanggung (8,431%), Kendal (9,051%), Batang (8,620%), dan Pekalongan (8,146%). Wilayah dalam klaster ini memiliki tingkat kemiskinan relatif rendah dibandingkan kabupaten/kota lainnya di Jawa Tengah. Rata-rata tingkat kemiskinan pada klaster ini berada di kisaran 8–9%.

Klaster 2 meliputi Kabupaten Cilacap (10,282%), Banyumas (10,998%), Purworejo (10,715%), Magelang (10,663%), Wonogiri (10,737%), Grobogan (11,106%), dan Blora (11,164%). Klaster ini mewakili daerah dengan tingkat kemiskinan sedang.

Klaster 3 beranggotakan Kabupaten Jepara (5,941%), Kabupaten Tegal (5,662%), Kota Magelang (4,910%), Kota Salatiga (4,322%), Semarang (3,722%), dan Kota Pekalongan (6,226%). Klaster ini menampilkan daerah dengan tingkat kemiskinan terendah di Jawa Tengah, dengan rata-rata di bawah 6%.

Klaster 4 meliputi Kabupaten Banjarnegara (14,390%), Kebumen

(15,662%), Wonosobo (14,537%), Rembang (14,411%), Pemalang (14,484%), dan Brebes (15,000%). Klaster ini merepresentasikan daerah dengan tingkat kemiskinan tinggi, rata-rata di atas 14%.

Klaster 5 mencakup Kabupaten Sukoharjo (7,393%), Kudus (7,202%), Kota Semarang (6,821%), Kota Surakarta (7,654%), dan Kota Tegal (7,232%). Daerah pada klaster ini tergolong memiliki kemiskinan rendah hingga sedang.

Klaster 6 terdiri dari Kabupaten Purbalingga (13,080%), Klaten (11,733%), Sragen (12,216%), dan Demak (11,627%). Klaster ini menunjukkan tingkat kemiskinan sedang-tinggi, dengan rata-rata 11–13%.

Hasil deteksi komunitas menggunakan algoritma Louvain menghasilkan enam klaster yang terdiri atas 35 kabupaten/kota di Provinsi Jawa Tengah. Pembentukan klaster tersebut tidak hanya didasarkan pada besarnya nilai prediksi tingkat kemiskinan, tetapi berdasarkan kemiripan pola hasil peramalan antarwilayah selama periode pengamatan. Dalam penelitian ini, setiap kabupaten/kota direpresentasikan sebagai sebuah node, sedangkan hubungan (*edge*) antarwilayah dibentuk berdasarkan tingkat kemiripan nilai hasil peramalan. Semakin tinggi tingkat kemiripan pola perubahan tingkat kemiskinan antarwilayah, maka semakin besar bobot hubungan yang terbentuk sehingga algoritma Louvain cenderung menempatkan wilayah tersebut ke dalam komunitas yang sama. Sebaliknya, wilayah yang memiliki pola perubahan berbeda akan dipisahkan ke dalam klaster yang berbeda. Oleh karena itu, hasil klasterisasi tidak hanya mencerminkan tinggi atau rendahnya tingkat kemiskinan, tetapi juga menunjukkan kesamaan karakteristik perkembangan kemiskinan antarwilayah.

Berdasarkan hasil tersebut, setiap klaster memiliki karakteristik pola yang berbeda sehingga memerlukan interpretasi secara terpisah

Klaster 1

Wilayah pada klaster ini (Boyolali, Karanganyar, Pati, Temanggung, Kendal, Batang, dan Pekalongan) memiliki tingkat

kemiskinan yang relatif rendah dibandingkan sebagian besar kabupaten lain di Jawa Tengah dengan kisaran 8–9%. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa daerah-daerah dalam klaster ini telah mampu menjaga stabilitas pembangunan ekonomi dan sosial sehingga angka kemiskinan cenderung lebih rendah. Penelitian oleh Sukron dan Yasin (2021) menunjukkan bahwa peningkatan Indeks Pembangunan Manusia (IPM) dan pertumbuhan ekonomi berpengaruh terhadap penurunan kemiskinan pada kabupaten/kota di Jawa Tengah. Hal ini mengindikasikan bahwa peningkatan kualitas pendidikan, kesehatan, serta kesempatan kerja menjadi faktor penting dalam menjaga tingkat kemiskinan tetap rendah. Oleh karena itu, kebijakan pada klaster ini sebaiknya difokuskan pada peningkatan daya saing UMKM, pengembangan sektor industri lokal, serta peningkatan kualitas tenaga kerja agar tren penurunan kemiskinan dapat dipertahankan.

Klaster 2

Klaster 2 meliputi Kabupaten Cilacap, Banyumas, Purworejo, Magelang, Wonogiri, Grobogan, dan Blora dengan tingkat kemiskinan berkisar antara 10–11%. Daerah-daerah pada klaster ini dapat dikategorikan memiliki tingkat kemiskinan sedang. Sebagian besar wilayah masih memiliki ketergantungan yang cukup tinggi terhadap sektor pertanian dan sektor informal sehingga rentan terhadap perubahan harga komoditas maupun kondisi iklim. Penelitian Mahardika dan Kusuma (2022) menunjukkan bahwa selain IPM, pertumbuhan ekonomi juga berpengaruh terhadap penurunan kemiskinan, sehingga peningkatan produktivitas sektor ekonomi lokal menjadi salah satu strategi penting dalam mengurangi kemiskinan. Oleh karena itu, pemerintah daerah perlu mendorong diversifikasi sumber pendapatan masyarakat melalui pengembangan industri pengolahan, penguatan UMKM, peningkatan investasi daerah, serta pelatihan keterampilan tenaga kerja agar masyarakat tidak hanya bergantung pada sektor primer.

Klaster 3

Klaster 3 terdiri atas Kabupaten Jepara, Kabupaten Tegal, Kota Magelang, Kota Salatiga, Kota Semarang, dan Kota Pekalongan dengan tingkat kemiskinan rata-rata di bawah 6%. Klaster ini merupakan kelompok wilayah dengan tingkat kemiskinan terendah di Provinsi Jawa Tengah. Rendahnya tingkat kemiskinan pada wilayah tersebut diduga dipengaruhi oleh berkembangnya sektor perdagangan, jasa, industri, dan tingginya kualitas sumber daya manusia. Penelitian terbaru mengenai kemiskinan di Jawa Tengah juga menyatakan bahwa peningkatan IPM berkontribusi terhadap penurunan kemiskinan karena memperbaiki kualitas pendidikan, kesehatan, dan produktivitas masyarakat. Oleh karena itu, pemerintah perlu mempertahankan kondisi tersebut melalui peningkatan inovasi daerah, investasi, transformasi digital UMKM, serta menjaga efektivitas program perlindungan sosial bagi kelompok rentan.

Klaster 4

Klaster 4 terdiri atas Kabupaten Banjarnegara, Kebumen, Wonosobo, Rembang, Pemas, dan Brebes dengan tingkat kemiskinan di atas 14%. Klaster ini merupakan kelompok wilayah dengan tingkat kemiskinan tertinggi di Jawa Tengah. Tingginya tingkat kemiskinan pada wilayah tersebut menunjukkan bahwa pembangunan ekonomi belum sepenuhnya mampu meningkatkan kesejahteraan masyarakat secara merata. Penelitian Aulia (2025) menjelaskan bahwa rendahnya IPM dan belum optimalnya pertumbuhan ekonomi menjadi faktor yang menyebabkan tingginya kemiskinan pada kabupaten-kabupaten dengan tingkat kemiskinan tinggi di Jawa Tengah. Oleh karena itu, kebijakan yang direkomendasikan meliputi peningkatan kualitas pendidikan dan kesehatan, pembangunan infrastruktur dasar, modernisasi sektor pertanian, pengembangan industri berbasis potensi lokal, serta perluasan kesempatan kerja agar penurunan kemiskinan dapat berlangsung lebih cepat.

Klaster 5

Klaster 5 meliputi Kabupaten Sukoharjo, Kudus, Kabupaten Semarang, Kota Surakarta, dan Kota Tegal. Tingkat kemiskinan pada klaster ini berada pada kisaran 6–7%, sehingga

termasuk kategori rendah hingga sedang. Wilayah-wilayah dalam klaster ini umumnya memiliki aktivitas ekonomi yang cukup berkembang melalui sektor industri pengolahan, perdagangan, dan jasa. Penelitian mengenai determinan kemiskinan di Jawa Tengah menunjukkan bahwa penguatan pertumbuhan ekonomi yang inklusif serta peningkatan kualitas sumber daya manusia berkontribusi dalam menekan tingkat kemiskinan. Oleh sebab itu, strategi yang dapat dilakukan adalah meningkatkan produktivitas sektor industri, memperluas kesempatan kerja formal, memperkuat UMKM, dan mengurangi ketimpangan pendapatan agar tingkat kemiskinan tetap terkendali.

Klaster 6

Klaster 6 terdiri atas Kabupaten Purbalingga, Klaten, Sragen, dan Demak dengan tingkat kemiskinan sekitar 11–13%. Klaster ini berada pada kategori sedang hingga tinggi. Meskipun tidak setinggi klaster 4, wilayah-wilayah dalam klaster ini masih menghadapi tantangan dalam peningkatan kesejahteraan masyarakat. Berdasarkan penelitian Maherismi dkk. (2025), karakteristik masing-masing daerah di Jawa Tengah menyebabkan efektivitas kebijakan penanggulangan kemiskinan berbeda-beda, sehingga intervensi pemerintah harus disesuaikan dengan kondisi lokal masing-masing wilayah. Oleh karena itu, kebijakan yang direkomendasikan meliputi peningkatan investasi daerah, pembangunan sektor industri pengolahan, pengembangan pertanian modern, peningkatan kualitas SDM, dan perluasan akses pendidikan serta pelatihan kerja.

Berbeda dari sebagian besar studi sebelumnya yang hanya fokus pada peramalan statis atau *clustering* tunggal, penelitian ini menggabungkan dua pendekatan *trend forecasting* dan *graph community detection*. Ini menjadikan hasil tidak hanya menampilkan tren ke depan, tetapi juga memetakan wilayah-wilayah dengan karakteristik ekonomi dan sosial-ekonomi serupa, sehingga kebijakan intervensi dapat dirancang secara lebih

presisi.

Sebaliknya, studi *hybrid* di Jawa Tengah oleh Toni Wijanarko (2023) yang menggunakan model *Triple Exponential Smoothing* berbasis *fuzzy time series* menunjukkan kesalahan prediksi sangat kecil, tetapi mengandalkan satu metode tunggal dan tidak melakukan segmentasi klaster wilayah. Pendekatan gantian ini mengingatkan bahwa walaupun akurasi tinggi, interpretabilitas dan penyesuaian kebijakan berbasis lokasi tetap penting. Dengan pendekatan kebijakan yang disesuaikan untuk setiap klaster, diharapkan upaya penurunan kemiskinan di Jawa Tengah dapat berjalan lebih efektif, berkelanjutan, dan berorientasi pada penguatan potensi lokal setiap daerah

SIMPULAN

Berdasarkan hasil peramalan dengan metode *Trend Analysis*, sebagian besar wilayah Jawa Tengah diproyeksikan mengalami penurunan tingkat kemiskinan pada periode mendatang, yang menunjukkan adanya perbaikan kondisi sosial-ekonomi. Namun demikian, Kabupaten Wonogiri menjadi pengecualian karena diprediksi mengalami sedikit kenaikan, yang dapat dikaitkan dengan keterbatasan lapangan kerja, rendahnya diversifikasi ekonomi, serta kerentanan terhadap perubahan harga kebutuhan pokok. Sementara itu, analisis *clustering* menggunakan algoritma Louvain menghasilkan enam klaster wilayah dengan karakteristik sosial-ekonomi yang berbeda. Klaster dengan tingkat kemiskinan relatif tinggi cenderung menghadapi tantangan pada kualitas sumber daya manusia, akses pendidikan, dan ketersediaan lapangan kerja, sedangkan klaster dengan tingkat kemiskinan rendah umumnya memiliki kondisi yang lebih baik, meskipun tetap berpotensi menghadapi risiko ketimpangan dan dinamika ekonomi.

SARAN

Strategi penanggulangan kemiskinan perlu mempertimbangkan suatu perbedaan karakteristik antarwilayah yang ada. Pada daerah dengan tingkat kemiskinan yang masih

tinggi, kebijakan dapat diarahkan pada penguatan kapasitas masyarakat, pembangunan infrastruktur dasar, dan pemberdayaan ekonomi berbasis potensi lokal. Sementara pada wilayah dengan tingkat kemiskinan rendah, penting untuk menjaga keberlanjutan capaian yang telah diraih melalui diversifikasi ekonomi, pemanfaatan teknologi digital, dan peningkatan iklim investasi yang produktif. Dengan pendekatan berbasis klaster ini, diharapkan perumusan kebijakan pembangunan dapat lebih tepat sasaran, efektif, dan berkelanjutan sehingga kesejahteraan masyarakat Jawa Tengah dapat meningkat secara merata.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan terima kasih kepada SMA Unggulan CT ARSA Foundation Sukoharjo atas penyediaan fasilitas dan dukungan penuh selama pelaksanaan penelitian ini. Apresiasi juga diberikan kepada Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Jawa Tengah yang telah memfasilitasi data sekunder tingkat kemiskinan sebagai basis utama analisis. Selain itu, penulis sangat menghargai kontribusi aktif, dedikasi, dan semangat kolaboratif yang ditunjukkan oleh seluruh pihak selama riset berlangsung. Harapan besar ditujukan agar hasil penelitian ini dapat memberikan sumbangsih nyata melalui publikasi di Jurnal Litbang Provinsi Jawa Tengah.

DAFTAR PUSTAKA

- Aulia, Muhammad Azka. (2025). Dampak Laju Pertumbuhan Penduduk, IPM dan Laju PDRB terhadap Tingkat Kemiskinan: Studi Kasus 10 Kabupaten Termiskin di Jawa Tengah. *Jurnal Cendekia Ilmiah*. 4(2).
- Amalia, Ajeng., Pratama, Aldi B., & Mulyaqin, Annisa K.H. (2021). Analisis Runtun Waktu Untuk Memprediksi Tingkat Kemiskinan di

- Jawa Barat Dengan Model Double Exponential Smoothing (DES). *Jurnal Administrasi Publik*. 1(1). 68-81.
- Ardiansyah, A., Ilyas, A., & Haeranah. 2023. Harmonisation of Indonesia's One Poverty Data Policy Oriented Towards Sustainable Development Goals. *Journal of Law and Sustainable Development*. 11(11). <https://doi.org/10.55908/sdgs.v11i11.1413>
- Ariyanto, Edi., & Nugroho, Muhammad K.R. (2024). Population vs. Poverty Level in the Future in Indonesia: Holt's Linear Trend Method. *International Journal of Sustainable Development and Planning*. 19(7). 2763-2770. <https://doi.org/10.18280/ijstdp.190733>
- Demšar, J., & Zupan, B. (2024). Hands-on training about data clustering with orange data mining toolbox. *PLoS Comput Biol* 20(12):e1012574. <https://doi.org/10.1371/journal.pcbi.1012574>
- Elisansi, Dian N.Y., Huruta, Andrian D., & Basukianto. (2024). Analyzing determinants of poverty in Central Java with Generalized Method of Moments. *Original Scientific Paper*. 51(3/4). <https://doi.org/10.5937/industrija51-48280>
- Haidir, A A., & Setyari N P W. (2023). Indonesia social progress: the role of access to basic education in escaping from poverty trap. *Jurnal Ekonomi & Studi Pembangunan* 24(2):428-457. [doi:10.18196/jesp.v24i2.19810](https://doi.org/10.18196/jesp.v24i2.19810)
- Maharesmi, Handani., Rokhimah, Siti., & Mutiaranisa, Estetika. (2025). Determinasi Kemiskinan di Jawa Tengah: Peran Belanja Pemerintah, Upah Minimum, dan PDRB. *Jurnal Ekonomika*. 6(3). 461-477. <https://doi.org/10.35334/cvp8cd34>
- Khalif, Assyifa., Hasanah, N.A., Ridwan, M.H., & Sari, Betha N. (2024). Klasterisasi Tingkat Kemiskinan di Indonesia Menggunakan Algoritma K-Means. *Generation Journal*. 8(1). 2580-4952. <https://doi.org/10.29407/gj.v8i1.21470>
- Latifah, R, Rosanti, N, Amri, N. (2022). Kajian Literature Deteksi Komunitas Dan Analisis Jaringan Di Indonesia. *Just IT: Jurnal Sistem Informasi, Teknologi Informasi dan Komputer* 13(1): 30–38. <https://doi.org/10.24853/justit.13.1.%25p>
- Mahardika, Aditya Eka M.S., & Kusuma, Hendra. (2022). Analisis Determinan Penduduk Miskin di Provinsi Jawa Tengah Tahun 2015 – 2020. *Jurnal Ilmu Ekonomi*. 6(2). 268-283. <https://doi.org/10.22219/jie.v6i2.20516>
- Multidimensional Poverty Index 2024: Poverty amid conflict* (Laporan). United Nations Development Programme (UNDP) dan Oxford Poverty and Human Development Initiative (OPHI).
- Mgale, Y J., Yan, Y X, Timothy, S. (2021). A Comparative Study of ARIMA and Holt-Winters Exponential Smoothing Models for Rice Price Forecasting in Tanzania. *Open Access Library Journal* 8: e7381. [doi:10.4236/oalib.1107381](https://doi.org/10.4236/oalib.1107381)
- Nugroho, T., Abidin, Z., & Marlina, L. (2019). Dampak Fenomena El Nino Terhadap Pendapatan Usahatani dan Pola Tanam Petani Padi di Kecamatan Natar Kabupaten Lampung Selatan. *JIIA* 7(1). <https://doi.org/10.23960/jiia.v7i1.3334>
- OPHI dan UNDP. (2024). *Global Multidimensional Poverty Index 2024: Poverty amid conflict* (Laporan). United Nations Development Programme (UNDP) dan Oxford Poverty and Human Development Initiative (OPHI).
- Prasetyono, Rinaldo I., & Anggraini, D. (2021). Analisis Peramalan Tingkat Kemiskinan di Indonesia dengan Model ARIMA. *Jurnal Ilmiah Informatika Komputer*. 26(2). 95-

- 109.
- Pratiwi, Gita R., Wahiddin, D., Awal, Elsa E., & Fauzi, Ahmad. (2024). Klasterisasi Tingkat Kemiskinan Kabupaten/Kota di Indonesia Menggunakan Algoritma K-Means dan K-Medoids. *Jurnal Algoritma*. 21(2). 197-208.
- Pritchett, L., Suryahadi, A., & Sumarto, S. (2000). *Quantifying Vulnerability to Poverty: A Proposed Measure, with Application to Indonesia* (Working Paper). Jakarta: SMERU.
- Putra, Toni W.A., & Solikhin, Abdillah M.Z. (2023). Model Hybrid untuk Prediksi Jumlah Penduduk yang Hidup dalam Kemiskinan. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*. 10(6). 1253-1264.
- Setiawan, Dedi., & Zahra, Amalia. (2023). Pengelompokan Kemiskinan di Indonesia Menggunakan Time Series Base Clustering. *Inferensi*. 6(1). 2721-3862.
- Sonk, M., & Tunger, D. (2024.) Trend mining with Orange – using topic modeling in futures research with the example of urban mobility. *European Journal of Futures Research* 12:6. [doi:10.1186/s40309-024-00229-1](https://doi.org/10.1186/s40309-024-00229-1).
- Sriyana, Jaka. (2018). Reducing Regional Poverty Rate in Central Java Jaka Sriyana. *Jurnal Ekonomi dan Kebijakan*. 11(1). 2460-5123.
- Susanto, Y., Suwarno, & Hutahayan, B. (2024). Emerging Trends in Rural Governance: A Bibliometric Analysis of Policies and Strategies for Developing Underprivileged Villages. *Lex Publica: Jurnal Ilmu Hukum Asosiasi Pimpinan Perguruan Tinggi Hukum Indonesia*. <https://doi.org/10.58829/lp.11.2.2024.270>
- Triono, Tomi A., & Sangaji, Reno A. (2023). Faktor Mempengaruhi Tingkat Kemiskinan di Indonesia: Studi Literatur Laporan Data Kemiskinan BPS Tahun 2022. *Journal of Society Bridge*. 1(1). 59-67.
- Wuranti, Hayu. (2020). Increasing Risk Of Poverty In Central Java Due To The Covid-19 Pandemic. *Optimum: Jurnal Ekonomi dan Pembangunan*. 12(1). 53-64. <https://doi.org/10.12928/optimum.v12i1.5731>.