TSAQOFAH
Jurnal Penelitian Guru Indonesia

p-ISSN: 2810-0395
e-ISSN: 2810-0042

Terindeks : Dimensions, Scilit, Lens, Semantic, Garuda, Google Scholar, Base, etc

https://doi.org/10.58578/tsaqofah.v6i5.11813

PENERAPAN *SPATIAL AUTOREGRESSIVE MODEL* PADA KASUS MULTIKOLINEARITAS (STUDI KASUS: INDEKS KETAHANAN PANGAN DI INDONESIA)

Application of the Spatial Autoregressive Model to a Multicollinearity Case (Case Study: Food Security Index in Indonesia)

Diah Uswatun Hasanah & Zamahsary Martha
Universitas Negeri Padang
diahuswa28@student.unp.ac.id; zamahsarymartha@fmipa.unp.ac.id

Article Info:

Submitted:	Revised:	Accepted:	Published:
Jul 3, 2026	Jul 31, 2026	Aug 12, 2026	Aug 17, 2026

Abstract

Food security modeling in Indonesia needs to consider interregional linkages and strong correlations among predictor variables. However, the application of spatial models that simultaneously address spatial dependence and multicollinearity at the provincial level remains limited. This study aimed to apply the Spatial Autoregressive Model (SAR) to model Indonesia's 2024 Food Security Index (FSI), using Principal Component Analysis (PCA) as an approach to address multicollinearity. The study employed an applied quantitative approach using secondary data from 38 provinces obtained from Badan Pangan Nasional and Badan Pusat Statistik. Seven predictor variables were analyzed using multiple linear regression, variance inflation factor (VIF), PCA, Moran's I, Lagrange Multiplier, and SAR with a *k*-nearest neighbors (KNN) spatial weight matrix. The results indicated high multicollinearity among three predictor variables. PCA produced three principal components that explained 94.50% of the variance in the data. A Moran's I value of 0.71005767 indicated positive spatial autocorrelation, while the SAR spatial coefficient of 0.52676 indicated a significant spatial effect. The SAR model performed better than multiple linear regression, with an AIC value of 242.5907 and an

Tsaqofah journal is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 International License

R^2 of 0.7577. These findings confirm that integrating PCA and SAR produces FSI modeling that is more consistent with the characteristics of the data and can support the formulation of food security policies that consider interprovincial linkages. Future research may develop a spatial panel approach to analyze FSI dynamics over time.

Keywords: Food Security Index; Spatial Autoregressive Model; Principal Component Analysis; Multicollinearity; Spatial Dependence

Abstrak: Pemodelan ketahanan pangan di Indonesia perlu mempertimbangkan keterkaitan antarwilayah dan korelasi kuat antarvariabel prediktor. Namun, penerapan model spasial yang secara simultan menangani dependensi spasial dan multikolinearitas pada tingkat provinsi masih terbatas. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan *Spatial Autoregressive Model* (SAR) dalam memodelkan Indeks Ketahanan Pangan (IKP) Indonesia tahun 2024 dengan *Principal Component Analysis* (PCA) sebagai pendekatan untuk mengatasi multikolinearitas. Penelitian menggunakan pendekatan kuantitatif terapan dengan data sekunder dari 38 provinsi yang diperoleh melalui Badan Pangan Nasional dan Badan Pusat Statistik. Tujuh variabel prediktor dianalisis menggunakan regresi linear berganda, *variance inflation factor* (VIF), PCA, *Moran's I*, *Lagrange Multiplier*, dan SAR dengan matriks bobot spasial *k-nearest neighbors* (KNN). Hasil penelitian menunjukkan adanya multikolinearitas tinggi pada tiga variabel prediktor. PCA menghasilkan tiga komponen utama yang mampu menjelaskan 94,50% keragaman data. Nilai *Moran's I* sebesar 0,71005767 menunjukkan adanya autokorelasi spasial positif, sedangkan koefisien spasial SAR sebesar 0,52676 menunjukkan pengaruh spasial yang signifikan. Model SAR menghasilkan kinerja yang lebih baik daripada regresi linear berganda, dengan nilai AIC sebesar 242,5907 dan R^2 sebesar 0,7577. Temuan ini menegaskan bahwa integrasi PCA dan SAR menghasilkan pemodelan IKP yang lebih sesuai dengan karakteristik data serta dapat mendukung perumusan kebijakan ketahanan pangan yang mempertimbangkan keterhubungan antarprovinsi. Penelitian selanjutnya dapat mengembangkan pendekatan panel spasial untuk menganalisis dinamika IKP antarwaktu.

Kata Kunci: Indeks Ketahanan Pangan; *Spatial Autoregressive Model*; *Principal Component Analysis*; Multikolinearitas; Dependensi Spasial

PENDAHULUAN

Ketahanan pangan merupakan salah satu isu strategis yang berkaitan langsung dengan keberlanjutan pembangunan, kesejahteraan masyarakat, dan kualitas sumber daya manusia. Undang-Undang Nomor 18 Tahun 2012 tentang Pangan mendefinisikan ketahanan pangan sebagai kondisi terpenuhinya pangan bagi negara sampai dengan perseorangan yang tercermin dari ketersediaan pangan yang cukup, aman, bermutu, bergizi, beragam, merata, dan terjangkau (Republik Indonesia, 2012). Pengukuran ketahanan pangan di Indonesia mencakup tiga dimensi utama, yaitu ketersediaan, keterjangkauan, dan pemanfaatan pangan yang kemudian dirangkum melalui Indeks Ketahanan Pangan (IKP) (Badan Pangan Nasional, 2022). Isu tersebut juga menjadi bagian dari agenda *Sustainable Development Goals* (SDGs), khususnya tujuan kedua, *Zero Hunger*, yang menempatkan penghapusan kelaparan,

perbaikan gizi, ketahanan pangan, dan pertanian berkelanjutan sebagai sasaran pembangunan global (United Nations Department of Economic and Social Affairs [UN DESA], 2025).

Data ketahanan pangan menunjukkan bahwa capaian antarwilayah di Indonesia belum sepenuhnya merata. Data IKP tingkat provinsi tahun 2024 memperlihatkan kesenjangan yang cukup lebar, dengan nilai IKP Kalimantan Selatan sebesar 77,62, sedangkan Papua Pegunungan tercatat sebesar 34,56. Sejumlah provinsi di kawasan timur Indonesia juga masih berada pada kelompok nilai yang relatif rendah, terutama Papua Tengah, Papua Selatan, Papua Barat Daya, Maluku, dan Papua (Badan Pangan Nasional, 2024). IKP digunakan untuk menggambarkan kondisi ketahanan dan kerentanan pangan suatu wilayah berdasarkan indikator ketersediaan, akses atau keterjangkauan, dan pemanfaatan pangan (Badan Ketahanan Pangan Kementerian Pertanian, 2020). Kondisi produksi pangan juga mempunyai peranan penting karena perubahan luas panen berhubungan erat dengan jumlah produksi yang tersedia bagi masyarakat (Badan Pusat Statistik, 2025). Kerentanan tersebut bukan hanya persoalan statistik, tetapi dapat berimplikasi langsung terhadap kehidupan masyarakat, sebagaimana terlihat pada kasus kekeringan, gagal panen, dan kelaparan yang terjadi di beberapa wilayah Papua pada 2023 (Kurniati, 2023; BBC News Indonesia, 2023).

Karakteristik geografis Indonesia membuat ketahanan pangan tidak cukup dipahami sebagai kondisi yang berdiri sendiri pada setiap wilayah. Produksi pangan, akses distribusi, kondisi sosial ekonomi, infrastruktur, serta kemampuan masyarakat memperoleh pangan dapat berkaitan dengan keadaan wilayah di sekitarnya. Keterkaitan tersebut menunjukkan adanya kemungkinan dependensi spasial, yaitu kondisi ketika nilai suatu pengamatan pada satu lokasi berhubungan dengan nilai pengamatan pada lokasi lain yang berdekatan. Anselin (1988) menjelaskan bahwa ketergantungan antarlokasi merupakan salah satu karakteristik penting pada data spasial sehingga keberadaan unsur geografis perlu dimasukkan ke dalam proses pemodelan. LeSage dan Pace (2009) juga menegaskan bahwa pengabaian struktur spasial dapat menyebabkan model kurang mampu merepresentasikan keterkaitan yang terdapat di antara unit-unit wilayah. Perspektif ini menjadi penting untuk menganalisis IKP karena perbedaan ketahanan pangan antarprovinsi tidak hanya berkaitan dengan karakteristik masing-masing daerah, tetapi juga berpotensi dipengaruhi oleh hubungan dengan daerah lainnya.

Spatial Autoregressive Model (SAR) merupakan salah satu pendekatan yang dapat digunakan ketika variabel respons menunjukkan dependensi spasial. Model SAR memasukkan *spatial lag* dari variabel respons sehingga nilai suatu wilayah dapat dimodelkan dengan mempertimbangkan nilai pada wilayah lain yang memiliki hubungan spasial dengannya (Anselin, 1988). Penerapan pendekatan spasial telah menunjukkan bahwa karakteristik geografis dapat memberikan informasi yang tidak sepenuhnya tertangkap melalui regresi linier biasa. Rahmawati dan Bimanto (2021), misalnya, menemukan adanya dependensi spasial pada pemodelan Indeks Pembangunan Manusia di Jawa Timur sehingga pemilihan model perlu mempertimbangkan struktur spasial data. Hastuti dan Yulianto (2024) juga menggunakan pendekatan model spasial untuk mengidentifikasi faktor-faktor yang berkaitan dengan indeks ketahanan pangan di Papua dan Papua Barat. Temuan lebih mutakhir dari Haris et al. (2025) menunjukkan bahwa model SAR dan SEM mampu menjelaskan variasi geografis kasus stunting dengan lebih baik dibandingkan model *Ordinary Least Squares* (OLS). Hasil-hasil tersebut memperlihatkan bahwa analisis berbasis spasial relevan digunakan ketika unit pengamatan memiliki keterhubungan secara geografis.

Permasalahan statistik lain yang perlu diperhatikan pada pemodelan ketahanan pangan adalah multikolinearitas antarvariabel prediktor. Multikolinearitas terjadi ketika terdapat hubungan linear yang kuat di antara dua atau lebih variabel prediktor sehingga kontribusi individual masing-masing variabel menjadi sulit dipisahkan secara jelas (Gujarati & Porter, 2009). Kondisi tersebut dapat meningkatkan varians estimasi koefisien dan menyebabkan parameter model menjadi kurang stabil (Montgomery et al., 2012). Indikasi multikolinearitas umumnya dapat ditelusuri melalui nilai *Variance Inflation Factor* (VIF), dengan nilai yang semakin besar menunjukkan semakin kuatnya hubungan linear antarvariabel prediktor (Ghozali, 2018). Potensi permasalahan serupa cukup relevan pada data ketahanan pangan karena indikator produksi, kondisi sosial ekonomi, akses pangan, dan fasilitas dasar dapat saling berkaitan. Oktarina et al. (2024) juga menemukan persoalan multikolinearitas pada pemodelan data geospasial balita kurang gizi di Indonesia, sehingga reduksi dimensi diperlukan sebelum proses pemodelan dilakukan.

Principal Component Analysis (PCA) menawarkan pendekatan yang dapat digunakan untuk menangani hubungan kuat antarvariabel tanpa harus menghilangkan begitu saja variabel yang secara substantif diperlukan. PCA mentransformasi sejumlah variabel yang saling berkorelasi menjadi sekumpulan komponen utama yang tidak saling berkorelasi dan tetap mempertahankan sebagian besar keragaman informasi pada data awal (Jolliffe, 2002).

Rencher (2002) menjelaskan bahwa penggunaan komponen utama dapat membantu mengatasi ketidakstabilan yang muncul ketika variabel prediktor memiliki korelasi tinggi. Karakteristik tersebut sesuai dengan pemodelan ketahanan pangan karena indikator-indikator yang digunakan mewakili dimensi berbeda tetapi memiliki keterkaitan substantif. Penghapusan salah satu indikator semata-mata untuk mengurangi korelasi berisiko menghilangkan informasi yang dibutuhkan untuk menggambarkan kondisi ketahanan pangan secara lebih utuh. PCA karena itu dapat ditempatkan sebagai tahap penanganan multikolinearitas sebelum komponen yang terbentuk digunakan pada pemodelan spasial.

Sejumlah penelitian terdahulu telah memperlihatkan manfaat analisis spasial maupun PCA pada berbagai permasalahan kewilayahan. Cahyani dan Sutikno (2018) menerapkan PCA untuk menangani multikolinearitas pada pemodelan tingkat kesejahteraan masyarakat di Kota Surabaya dan menunjukkan bahwa regresi spasial dapat memberikan model yang lebih sesuai ketika terdapat keterkaitan geografis antarlokasi. Rahmawati dan Bimanto (2021) membandingkan SAR dan SEM pada pemodelan Indeks Pembangunan Manusia dan memperoleh SEM sebagai model yang lebih baik berdasarkan kriteria kecocokan model. Hastuti dan Yulianto (2024) mengarahkan analisis spasial secara lebih spesifik pada ketahanan pangan di Papua dan Papua Barat, sedangkan Haris et al. (2025) memperlihatkan kemampuan SAR dalam menangkap disparitas geografis pada persoalan gizi. Oktarina et al. (2024) selanjutnya menunjukkan bahwa integrasi PCA dengan pemodelan geospasial dapat digunakan untuk mereduksi multikolinearitas sekaligus mempertahankan informasi utama yang terkandung pada variabel prediktor. Temuan tersebut menunjukkan perkembangan penggunaan metode spasial dan reduksi dimensi, tetapi fokus, cakupan wilayah, serta rancangan analisis yang digunakan masih berbeda dengan kajian IKP seluruh provinsi di Indonesia.

Kesenjangan penelitian terletak pada masih terbatasnya kajian yang secara bersamaan menangani dependensi spasial dan multikolinearitas pada pemodelan Indeks Ketahanan Pangan dengan cakupan provinsi secara nasional. Kajian terdahulu cenderung berfokus pada wilayah tertentu, membandingkan beberapa model spasial, atau menggunakan PCA pada persoalan geospasial selain ketahanan pangan. Padahal, data IKP provinsi tahun 2024 menunjukkan perbedaan yang nyata antarwilayah, sementara indikator penyusunnya berasal dari dimensi yang secara konseptual dapat saling berkaitan. Kondisi tersebut memerlukan model yang tidak hanya mempertimbangkan pengaruh kedekatan geografis, tetapi juga mampu menangani korelasi kuat antarvariabel prediktor. Kebaruan penelitian ini terletak

pada penerapan PCA sebagai mekanisme penanganan multikolinearitas yang kemudian diintegrasikan dengan *Spatial Autoregressive Model* untuk memodelkan IKP provinsi di Indonesia tahun 2024. Pendekatan tersebut diharapkan menghasilkan pemodelan yang lebih stabil sekaligus tetap mempertahankan struktur hubungan spasial antarwilayah. Data resmi IKP 2024 sendiri menegaskan adanya variasi yang besar di antara 38 provinsi Indonesia sehingga analisis yang mempertimbangkan dimensi kewilayahan memiliki dasar empiris yang kuat (Badan Pangan Nasional, 2024).

Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan *Spatial Autoregressive Model* pada pemodelan Indeks Ketahanan Pangan di Indonesia tahun 2024 dengan mempertimbangkan permasalahan multikolinearitas pada variabel prediktor. Analisis dilakukan dengan memanfaatkan *Principal Component Analysis* untuk membentuk komponen utama yang bebas dari korelasi linear antarvariabel, kemudian menggunakan komponen tersebut pada pemodelan SAR untuk menangkap dependensi spasial antarprovinsi. Penelitian ini juga diarahkan untuk memperoleh model yang mampu menjelaskan variasi IKP secara lebih tepat serta mengidentifikasi struktur faktor yang berkaitan dengan ketahanan pangan antarwilayah di Indonesia.

METODE

Penelitian ini merupakan penelitian terapan dengan pendekatan kuantitatif yang diarahkan untuk menerapkan *Spatial Autoregressive Model* (SAR) pada pemodelan Indeks Ketahanan Pangan (IKP) di Indonesia tahun 2024. Rancangan penelitian disusun melalui tahapan pemodelan regresi linier, identifikasi multikolinearitas, reduksi dimensi menggunakan *Principal Component Analysis* (PCA), serta pemodelan regresi spasial untuk mempertimbangkan dependensi antarwilayah. Penelitian tidak melibatkan partisipan secara langsung karena menggunakan data sekunder agregat pada tingkat provinsi. Unit analisis berupa data IKP dan sejumlah indikator yang diduga memengaruhinya, yaitu luas lahan panen padi, jumlah produksi padi, jumlah penduduk miskin, Produk Domestik Regional Bruto (PDRB), rata-rata pengeluaran per kapita sebulan untuk makanan, persentase rumah tangga dengan akses air minum layak, serta persentase rumah tangga dengan akses sanitasi layak.

Data penelitian diperoleh dari publikasi resmi Badan Pangan Nasional dan Badan Pusat Statistik tahun 2024. Pengumpulan data dilakukan melalui dokumentasi terhadap data statistik yang tersedia pada kedua lembaga tersebut sehingga tidak diperlukan instrumen

berupa kuesioner maupun wawancara. Data yang telah dihimpun selanjutnya diperiksa kesesuaiannya berdasarkan provinsi dan variabel penelitian sebelum dianalisis. Desain analisis diawali dengan statistik deskriptif untuk menggambarkan karakteristik IKP dan variabel prediktor. Model regresi linier berganda kemudian dibentuk menggunakan metode *Ordinary Least Squares* (OLS), dilanjutkan dengan pengujian asumsi melalui uji Shapiro–Wilk untuk normalitas, *Variance Inflation Factor* (VIF) untuk mendeteksi multikolinearitas, serta uji Breusch–Pagan untuk mengidentifikasi heteroskedastisitas.

Permasalahan multikolinearitas ditangani menggunakan PCA melalui standardisasi variabel prediktor, pembentukan matriks varian-kovarian, penghitungan nilai eigen dan vektor eigen, serta penentuan jumlah komponen utama berdasarkan kriteria nilai eigen lebih besar dari satu. Skor komponen utama yang terbentuk selanjutnya digunakan sebagai prediktor pada pemodelan spasial. Matriks pembobot spasial dibangun menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* (KNN) berbasis jarak, sedangkan keberadaan dependensi spasial diperiksa melalui indeks *Moran's I* serta uji *Lagrange Multiplier* (LM) *lag* dan LM *error*. Model SAR kemudian diestimasi untuk menangkap pengaruh *spatial lag* pada IKP antarprovinsi. Kinerja model dievaluasi menggunakan *Akaike Information Criterion* (AIC) dan koefisien determinasi (R^2). Komponen utama yang diperoleh selanjutnya ditransformasikan kembali ke variabel asal agar pengaruh masing-masing indikator terhadap IKP dapat diinterpretasikan secara substantif. Seluruh tahapan analisis dilakukan menggunakan perangkat lunak RStudio.

HASIL

Analisis dilakukan terhadap data Indeks Ketahanan Pangan (IKP) pada 38 provinsi di Indonesia tahun 2024 dengan tujuh variabel prediktor. Tahapan hasil disajikan secara berurutan mulai dari karakteristik data, estimasi regresi linier berganda, pengujian asumsi, penanganan multikolinearitas melalui *Principal Component Analysis* (PCA), pengujian dependensi spasial, pemodelan *Spatial Autoregressive Model* (SAR), hingga evaluasi dan transformasi model.

1. Statistik Deskriptif

Karakteristik masing-masing variabel penelitian disajikan pada Tabel 1. Nilai IKP pada 38 provinsi memiliki rata-rata sebesar 67,46 dengan standar deviasi 9,90. Nilai terendah sebesar 34,56 terdapat di Provinsi Papua Pegunungan, sedangkan nilai tertinggi sebesar 77,62 terdapat di Provinsi Kalimantan Selatan. Rentang nilai pada variabel prediktor menunjukkan

perbedaan yang cukup besar antarprovinsi, terutama pada luas panen padi, produksi padi, jumlah penduduk miskin, dan PDRB.

Tabel 1. Statistik Deskriptif Variabel Penelitian

Variabel	Minimum	Maksimum	Rata-rata	Standar Deviasi
Indeks Ketahanan Pangan (Y)	34,56	77,62	67,46	9,90
Luas panen padi (X1), ha	9,66	1.616.985,05	264.371,98	428.419,37
Produksi padi (X2), ton	42,38	9.270.435,29	1.398.492,81	2.454.371,50
Jumlah penduduk miskin (X3), ribu jiwa	41,11	3.893,82	633,02	944,38
PDRB (X4), miliar rupiah	13.798,74	2.151.041,33	343.843,94	529.576,41
Pengeluaran makanan per kapita per bulan (X5), rupiah	541.265,00	1.157.571,00	770.195,37	130.346,44
Akses air minum layak (X6), %	30,64	99,96	87,00	11,82
Akses sanitasi layak (X7), %	12,61	96,83	81,14	15,07

Tabel 1 menunjukkan bahwa variasi terbesar berdasarkan standar deviasi terdapat pada produksi padi sebesar 2.454.371,50 ton, diikuti PDRB sebesar 529.576,41 miliar rupiah dan luas panen padi sebesar 428.419,37 ha. Persentase akses air minum layak memiliki rata-rata 87,00%, sedangkan akses sanitasi layak memiliki rata-rata 81,14%.

2. Regresi Linier Berganda dan Pengujian Asumsi

Estimasi awal dilakukan menggunakan regresi linier berganda dengan IKP sebagai variabel respons dan tujuh indikator sebagai variabel prediktor. Hasil estimasi parameter disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Estimasi Parameter Regresi Linier Berganda

Parameter	Estimasi	Standar Error	t-value	p-value
Konstanta	-7,63	16,10	-0,474	0,6389
X1	$6{,}50 \times 10^{-5}$	$3{,}76 \times 10^{-5}$	1,731	0,0938
X2	$-9{,}94 \times 10^{-6}$	$7{,}31 \times 10^{-6}$	-1,361	0,1837
X3	$6{,}94 \times 10^{-4}$	$4{,}42 \times 10^{-3}$	0,157	0,8764
X4	$-4{,}42 \times 10^{-6}$	$3{,}81 \times 10^{-6}$	-1,162	0,2545
X5	$2{,}96 \times 10^{-5}$	$1{,}13 \times 10^{-5}$	2,616	0,0138
X6	$3{,}77 \times 10^{-2}$	$1{,}50 \times 10^{-1}$	0,252	0,8030
X7	$5{,}77 \times 10^{-1}$	$1{,}10 \times 10^{-1}$	5,246	$1{,}16 \times 10^{-5}$

Tabel 2 menunjukkan bahwa persamaan regresi linier berganda yang diperoleh adalah:

$$\hat{Y} = -7{,}63 + (6{,}50 \times 10^{-5})X_1 - (9{,}94 \times 10^{-6})X_2 + (6{,}94 \times 10^{-4})X_3 - (4{,}42 \times 10^{-6})X_4 + (2{,}96 \times 10^{-5})X_5 + 0{,}0377X_6 + 0{,}577X_7$$

Pada taraf signifikansi 5%, variabel X5 memiliki *p-value* sebesar 0,0138 dan X7 sebesar $1{,}16 \times 10^{-5}$. Variabel X1, X2, X3, X4, dan X6 memiliki *p-value* lebih besar dari 0,05.

Pengujian normalitas residual menggunakan Shapiro–Wilk menghasilkan nilai (W=0,97633) dengan *p-value* sebesar 0,5879. Nilai tersebut lebih besar dari 0,05. Pengujian heteroskedastisitas menggunakan Breusch–Pagan menghasilkan statistik BP sebesar 9,6853 dengan derajat bebas 7 dan *p-value* sebesar 0,2071.

Hasil pengujian multikolinearitas menunjukkan nilai VIF yang sangat tinggi pada beberapa variabel, sebagaimana disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Pengujian Multikolinearitas

Variabel	Nilai VIF
X1	329,57
X2	409,37
X3	22,20
X4	5,17
X5	2,76
X6	3,99
X7	3,49

Tabel 3 menunjukkan bahwa X1, X2, dan X3 memiliki nilai VIF lebih besar dari 10. Nilai tertinggi terdapat pada X2 sebesar 409,37, diikuti X1 sebesar 329,57 dan X3 sebesar 22,20. Variabel X4 sampai dengan X7 memiliki nilai VIF di bawah 10. Berdasarkan hasil tersebut, PCA selanjutnya diterapkan pada tujuh variabel prediktor.

3. Principal Component Analysis

PCA diawali dengan standardisasi tujuh variabel prediktor karena variabel mempunyai satuan pengukuran yang berbeda. Matriks varians-kovarians dari data yang telah distandarisasi menunjukkan hubungan yang tinggi antara beberapa variabel. Nilai hubungan X1 dengan X2 sebesar 0,9976, X1 dengan X3 sebesar 0,9420, X2 dengan X3 sebesar 0,9548, serta X6 dengan X7 sebesar 0,8045.

Jumlah komponen utama ditentukan menggunakan kriteria Kaiser, yaitu mempertahankan komponen dengan *eigenvalue* lebih besar dari satu. Hasil dekomposisi nilai eigen disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Nilai Eigen dan Proporsi Keragaman Komponen Utama

Komponen	Eigenvalue	Proporsi Varians	Kumulatif
PC1	3,7775	0,5396	0,5396
PC2	1,8177	0,2597	0,7993
PC3	1,0197	0,1457	0,9450
PC4	0,2079	0,0297	0,9747
PC5	0,1297	0,0185	0,9932
PC6	0,0461	0,0066	0,9998
PC7	0,0014	0,0002	1,0000

Tabel 4 menunjukkan bahwa PC1 menjelaskan 53,96% keragaman data, PC2 sebesar 25,97%, dan PC3 sebesar 14,57%. Keragaman kumulatif ketiga komponen mencapai 94,50%. PC4 hingga PC7 memiliki *eigenvalue* kurang dari satu sehingga tidak digunakan pada pemodelan berikutnya.

Koefisien pembentuk ketiga komponen utama disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Koefisien Pembentuk Komponen Utama

Variabel	PC1	PC2	PC3
X1	0,4868	0,1587	0,1718
X2	0,4888	0,1690	0,1538
X3	0,4822	0,2083	0,0889
X4	0,4039	0,1635	-0,5027
X5	-0,1600	0,4107	-0,7393
X6	0,2683	-0,5600	-0,2600
X7	0,1758	-0,6276	-0,2684

Berdasarkan koefisien pada Tabel 5, persamaan ketiga komponen utama adalah:

$$PC_1 = 0{,}4868X_1 + 0{,}4888X_2 + 0{,}4822X_3 + 0{,}4039X_4 - 0{,}1600X_5 + 0{,}2683X_6 + 0{,}1758X_7,$$

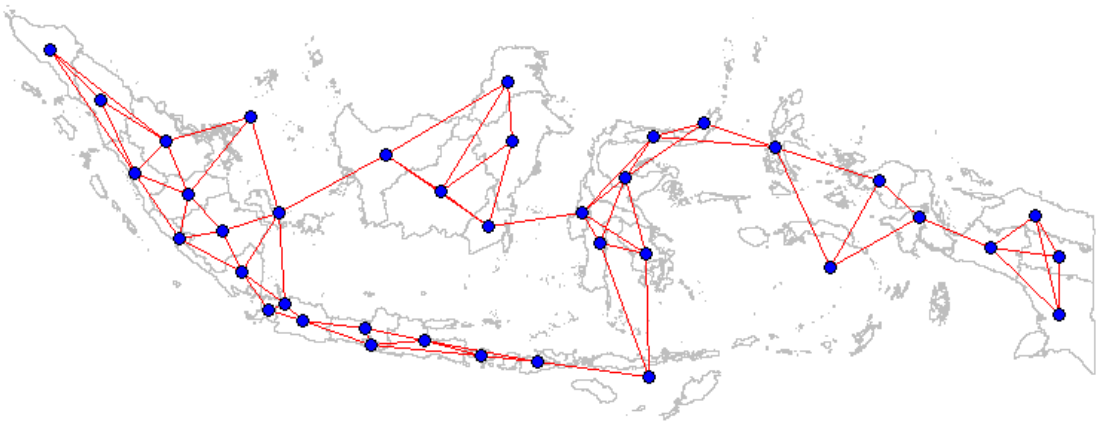
$$PC_2 = 0{,}1587X_1 + 0{,}1690X_2 + 0{,}2083X_3 + 0{,}1635X_4 + 0{,}4107X_5 - 0{,}5600X_6 - 0{,}6276X_7,$$

$$PC_3 = 0{,}1718X_1 + 0{,}1538X_2 + 0{,}0889X_3 - 0{,}5027X_4 - 0{,}7393X_5 - 0{,}2600X_6 - 0{,}2684X_7.$$

Ketiga skor komponen tersebut selanjutnya digunakan sebagai prediktor pada pemodelan SAR.

4. Matriks Pembobot dan Dependensi Spasial

Matriks pembobot spasial dibentuk menggunakan *K-Nearest Neighbor* (KNN) dengan (k=3). Setiap provinsi dihubungkan dengan tiga provinsi terdekat berdasarkan jarak antartitik centroid wilayah.



Gambar 1. Matriks Pembobot Spasial KNN dengan (k=3)

Gambar 1 menunjukkan jaringan ketetanggaan spasial antarprovinsi yang digunakan pada pembentukan matriks bobot. Setiap titik merepresentasikan provinsi, sedangkan garis penghubung menunjukkan hubungan dengan tiga provinsi terdekat berdasarkan jarak geografis.

Pengujian dependensi spasial selanjutnya dilakukan melalui *Moran's I* dan *Lagrange Multiplier*. Hasil *Moran's I* dan uji LM disajikan pada Tabel 6.

Tabel 6. Hasil Pengujian Dependensi Spasial

Pengujian	Statistik	p-value
Moran's I	0,71005767	< 0,05
LM error	14,389	0,0001487
LM lag	19,820	0,00000851

Nilai *Moran's I* sebesar 0,71005767 bernilai positif dan signifikan pada taraf 5%. Uji LM *error* menghasilkan statistik sebesar 14,389 dengan *p-value* 0,0001487, sedangkan LM *lag* menghasilkan statistik sebesar 19,820 dengan *p-value* 0,00000851. Kedua *p-value* berada di bawah 0,05.

5. Estimasi Spatial Autoregressive Model

Tiga komponen hasil PCA selanjutnya digunakan sebagai variabel prediktor pada model SAR. Hasil estimasi parameter disajikan pada Tabel 7.

Tabel 7. Estimasi Parameter Spatial Autoregressive Model

Parameter	Estimasi	Standar Error	p-value
Konstanta	31,86252	7,16673	0,0000088
PC1	1,03132	0,45160	0,02239
PC2	-2,84778	0,63583	0,0000075
PC3	-1,97165	0,79000	0,01257
ϱ	0,52676	0,10608	0,00000068

Tabel 7 menunjukkan bahwa PC1, PC2, dan PC3 memiliki *p-value* masing-masing sebesar 0,02239; 0,0000075; dan 0,01257. Koefisien spasial (\rho) diperoleh sebesar 0,52676 dengan *p-value* 0,00000068. Seluruh parameter PC1, PC2, PC3, dan (\rho) memiliki *p-value* di bawah 0,05.

Model SAR yang diperoleh dapat dituliskan sebagai:

$$\hat{y} = 31{,}86252 + 0{,}52676 \sum_{j=i, i\neq j}^{n} w_{ij} y_j + 1{,}03132 PC_1 - 2{,}84778 PC_2 - 1{,}97165 PC_3$$

6. Evaluasi Model

Perbandingan kinerja regresi linier berganda dan SAR berbasis komponen utama dilakukan menggunakan nilai AIC dan koefisien determinasi. Hasil evaluasi kedua model disajikan pada Tabel 8.

Tabel 8. Perbandingan Kinerja Model

Model	AIC	R^2
Regresi Linier Berganda	259,6863	0,5621654
SAR	242,5907	0,7577137

Tabel 8 menunjukkan bahwa SAR memiliki nilai AIC sebesar 242,5907, lebih rendah daripada regresi linier berganda sebesar 259,6863. Nilai R^2 model SAR sebesar 0,7577137, sedangkan regresi linier berganda sebesar 0,5621654. Berdasarkan nilai R^2 tersebut, model SAR mencakup 75,77% variasi IKP pada data penelitian, sedangkan model regresi linier berganda mencakup 56,22%.

7. Transformasi Model ke Variabel Asal

Model SAR berbasis komponen utama kemudian ditransformasikan kembali ke skala variabel asal. Persamaan akhir yang diperoleh adalah:

$$\begin{aligned}\hat{Y} = 35{,}64 &- (6{,}740409 \times 10^{-7}) X_1 - (1{,}142272 \times 10^{-7}) X_2 - (2{,}870138 \times 10^{-4}) X_3 \\ &+ (1{,}779249 \times 10^{-6}) X_4 + (9{,}446046 \times 10^{-7}) X_5 + 0{,}2017046 X_6 \\ &+ 0{,}1657283 X_7\end{aligned}$$

Hasil transformasi pada Persamaan (6) memperlihatkan koefisien positif pada PDRB (X4), pengeluaran makanan per kapita (X5), akses air minum layak (X6), dan akses sanitasi layak (X7). Koefisien negatif diperoleh pada luas panen padi (X1), jumlah produksi padi (X2), dan jumlah penduduk miskin (X3). Arah koefisien tersebut dilaporkan berdasarkan hasil transformasi model dan selanjutnya menjadi dasar untuk pembahasan substantif pada bagian berikutnya.

Secara keseluruhan, hasil analisis menghasilkan tiga komponen utama yang mempertahankan 94,50% keragaman tujuh prediktor, nilai *Moran's I* sebesar 0,71005767, koefisien spasial (\rho=0,52676), AIC model SAR sebesar 242,5907, dan R^2 sebesar 0,7577137. Hasil yang berbeda dari pola awal juga terlihat pada regresi linier berganda, yaitu hanya X5 dan X7 yang memiliki *p-value* di bawah 0,05, sementara hasil PCA-SAR menunjukkan ketiga komponen utama signifikan pada taraf 5%.

PEMBAHASAN

Hasil penelitian menunjukkan bahwa pemodelan Indeks Ketahanan Pangan (IKP) di Indonesia tahun 2024 menghadapi dua persoalan statistik yang saling berkaitan, yaitu multikolinearitas antarvariabel prediktor dan dependensi spasial antarprovinsi. Nilai *Variance Inflation Factor* (VIF) pada luas lahan panen padi (X1), jumlah produksi padi (X2), dan jumlah penduduk miskin (X3) masing-masing mencapai 329,57; 409,37; dan 22,20. Nilai tersebut menunjukkan hubungan linear yang sangat kuat di antara sebagian prediktor sehingga penggunaan variabel asli secara langsung berpotensi menghasilkan estimasi parameter yang tidak stabil. Kondisi ini sejalan dengan penjelasan Gujarati dan Porter (2009) serta Montgomery et al. (2012) bahwa multikolinearitas yang tinggi meningkatkan varians estimasi koefisien dan menyulitkan pemisahan kontribusi masing-masing prediktor. Penggunaan *Principal Component Analysis* (PCA) pada penelitian ini menghasilkan tiga komponen utama, yaitu PC1, PC2, dan PC3, dengan keragaman kumulatif sebesar 94,50%. Persentase tersebut menunjukkan bahwa reduksi tujuh variabel menjadi tiga komponen masih mampu mempertahankan sebagian besar informasi yang terkandung pada data awal. Temuan ini mendukung karakteristik PCA yang dikemukakan Jolliffe (2002) dan Rencher (2002), yaitu membentuk kombinasi linear baru yang tidak saling berkorelasi tanpa kehilangan sebagian besar keragaman informasi pada variabel asal.

Keberadaan struktur spasial menjadi temuan penting berikutnya karena nilai *Moran's I* sebesar 0,71005767 menunjukkan autokorelasi spasial positif yang relatif kuat. Pola tersebut mengindikasikan bahwa provinsi dengan nilai IKP tinggi cenderung berdekatan dengan wilayah yang juga mempunyai IKP tinggi, sedangkan provinsi dengan IKP relatif rendah cenderung berada di sekitar wilayah dengan karakteristik serupa. Hasil uji *Lagrange Multiplier* memperkuat temuan tersebut, terutama LM *lag* sebesar 19,820 dengan *p-value* 0,00000851. Karakteristik ini sesuai dengan konsep dependensi spasial Anselin (1988), yang menempatkan keterkaitan antarlokasi sebagai bagian penting dalam pemodelan data kewilayahan. Temuan penelitian juga mempunyai kesamaan dengan Rahmawati dan Bimanto (2021), yang menemukan dependensi spasial pada Indeks Pembangunan Manusia di Jawa Timur berdasarkan pengujian LM *lag* dan LM *error*. Perbedaannya terletak pada model terbaik yang dihasilkan; penelitian Rahmawati dan Bimanto memilih SEM, sedangkan penelitian ini menunjukkan bahwa struktur *spatial lag* dapat diakomodasi dengan baik melalui SAR pada pemodelan IKP.

Pola keterkaitan antarwilayah yang ditemukan juga konsisten dengan penelitian Hastuti dan Yulianto (2024) mengenai ketahanan pangan di Papua dan Papua Barat. Penelitian tersebut menunjukkan bahwa kondisi ketahanan pangan mempunyai dependensi spasial dan model spasial lebih sesuai digunakan untuk menjelaskan variasi indikator ketahanan pangan dibandingkan pendekatan yang mengabaikan unsur lokasi. Hastuti dan Yulianto memperoleh SEM sebagai model terpilih dan menemukan bahwa indikator sosial ekonomi, seperti persentase penduduk miskin, serta indikator pembangunan manusia berhubungan signifikan dengan indeks ketahanan pangan. Perbedaan model terpilih antara kedua penelitian tidak menunjukkan pertentangan, tetapi menegaskan bahwa bentuk dependensi spasial dapat berbeda sesuai karakteristik wilayah, variabel, serta struktur pembobot yang digunakan. Cakupan penelitian ini yang melibatkan provinsi di seluruh Indonesia juga menghasilkan struktur hubungan yang lebih luas dibandingkan penelitian yang berfokus pada Papua dan Papua Barat.

Estimasi model SAR menunjukkan bahwa PC1, PC2, dan PC3 berpengaruh signifikan terhadap IKP dengan koefisien masing-masing sebesar 1,03132; -2,84778; dan -1,97165. Koefisien spasial atau *rho* sebesar 0,52676 dan signifikan memperlihatkan bahwa variasi IKP suatu provinsi mempunyai keterkaitan positif dengan IKP wilayah di sekitarnya setelah kontribusi komponen utama diperhitungkan. Temuan tersebut memperkuat argumen bahwa ketahanan pangan tidak sepenuhnya dibentuk oleh karakteristik internal setiap

provinsi. Distribusi pangan, konektivitas ekonomi, kemiripan kondisi geografis, serta hubungan antarwilayah memungkinkan perubahan kondisi pada suatu daerah berkaitan dengan kondisi daerah lain. Hasil ini memiliki pola yang sejalan dengan Cahyani dan Sutikno (2018), yang menemukan adanya pengaruh spasial pada tingkat kesejahteraan masyarakat di Surabaya dan memperoleh SAR sebagai model dengan AIC terendah sebesar 174,219. Kesamaan tersebut memperlihatkan bahwa model SAR relevan ketika variasi indikator sosial ekonomi mempunyai pola ketergantungan antarlokasi.

Keunggulan SAR pada penelitian ini juga terlihat dari hasil evaluasi model. Nilai AIC model SAR sebesar 242,5907 lebih rendah daripada regresi linier berganda sebesar 259,6863, sedangkan nilai R^2 meningkat dari 0,5622 pada regresi linier menjadi 0,7577 pada model SAR berbasis komponen utama. Model SAR dengan demikian mampu menjelaskan sekitar 75,77% variasi IKP, sementara regresi linier berganda menjelaskan sekitar 56,22%. Perbedaan tersebut menunjukkan bahwa penambahan struktur spasial memberikan informasi yang tidak sepenuhnya tertangkap oleh regresi konvensional. Hasil ini searah dengan penelitian Haris et al. (2025), yang melaporkan bahwa model regresi spasial pada kasus stunting di Jawa Timur mempunyai kinerja lebih baik daripada OLS; SAR pada penelitian tersebut menghasilkan *pseudo-*R^2 sebesar 0,7203 dan AIC sebesar 259,05. Kesamaan pola kinerja model memperlihatkan bahwa ketika data menunjukkan autokorelasi geografis, pengabaian hubungan antarwilayah dapat mengurangi kemampuan model dalam merepresentasikan variasi fenomena yang dianalisis.

Transformasi kembali komponen utama ke variabel asal memberikan gambaran substantif mengenai arah hubungan indikator penelitian dengan IKP. PDRB (X4), rata-rata pengeluaran per kapita sebulan untuk makanan (X5), akses air minum layak (X6), dan akses sanitasi layak (X7) menunjukkan arah hubungan positif. Arah tersebut memperlihatkan bahwa kondisi ekonomi yang lebih baik serta tersedianya fasilitas dasar yang mendukung kehidupan masyarakat berkaitan dengan capaian ketahanan pangan yang lebih tinggi. Temuan mengenai dimensi sosial ekonomi mempunyai keterkaitan dengan hasil Hastuti dan Yulianto (2024), yang menemukan bahwa indikator kemiskinan dan pembangunan manusia menjadi bagian dari faktor yang signifikan pada pemodelan ketahanan pangan di Papua dan Papua Barat. Ketahanan pangan karena itu tidak cukup dipandang hanya melalui ketersediaan komoditas pangan, tetapi perlu dipahami melalui kemampuan ekonomi masyarakat untuk memperoleh pangan serta kondisi lingkungan yang mendukung pemanfaatan pangan secara layak.

Arah negatif yang diperoleh pada luas lahan panen padi (X1), produksi padi (X2), dan jumlah penduduk miskin (X3) memerlukan interpretasi yang lebih hati-hati. Hubungan negatif jumlah penduduk miskin dengan IKP secara substantif dapat dipahami karena keterbatasan kemampuan ekonomi dapat mengurangi akses masyarakat terhadap pangan. Arah negatif pada luas panen dan produksi padi, sebaliknya, tidak sepatutnya langsung dimaknai bahwa peningkatan produksi menyebabkan penurunan ketahanan pangan. Koefisien tersebut diperoleh setelah proses PCA, pemodelan spasial, dan transformasi kembali ke variabel asal sehingga merepresentasikan arah hubungan kondisional ketika keterkaitan antarvariabel dan dependensi antarwilayah telah diperhitungkan. Luas panen dan produksi juga merupakan ukuran absolut yang dapat berbeda tajam sesuai luas wilayah dan karakteristik provinsi. Temuan ini justru memperlihatkan bahwa tingginya kapasitas produksi belum dengan sendirinya menjamin ketahanan pangan apabila aspek keterjangkauan, distribusi, daya beli, air minum, dan sanitasi belum terpenuhi secara memadai. Interpretasi demikian juga selaras dengan pendekatan pengukuran ketahanan pangan yang menempatkan ketersediaan, akses, dan pemanfaatan sebagai dimensi yang saling melengkapi, bukan sebagai indikator yang berdiri sendiri.

Kontribusi metodologis penelitian terletak pada integrasi PCA dan SAR untuk menangani dua karakteristik data secara bersamaan. PCA mengurangi persoalan korelasi tinggi antarprediktor, sedangkan SAR mengakomodasi dependensi spasial pada variabel respons. Pendekatan tersebut memperluas penerapan regresi spasial yang sebelumnya banyak dilakukan secara langsung terhadap variabel asli. Secara praktis, nilai *rho* yang positif dan signifikan memberikan indikasi bahwa penguatan ketahanan pangan tidak semestinya dirancang secara terpisah untuk setiap provinsi. Kebijakan yang berkaitan dengan distribusi pangan, penguatan ekonomi daerah, akses terhadap pangan, air minum, dan sanitasi perlu mempertimbangkan hubungan lintas wilayah karena perubahan pada suatu daerah dapat berkaitan dengan kondisi daerah di sekitarnya. Temuan mengenai pentingnya pendekatan berbasis wilayah juga selaras dengan Haris et al. (2025), yang menekankan perlunya mempertimbangkan karakteristik spasial ketika merumuskan intervensi terhadap masalah yang menunjukkan pengelompokan geografis.

Keterbatasan penelitian perlu diperhatikan ketika hasil model digunakan sebagai dasar interpretasi maupun pengembangan penelitian berikutnya. Data yang dianalisis bersifat *cross-sectional* pada tahun 2024 sehingga model belum menggambarkan perubahan ketahanan pangan antarwaktu. Unit analisis pada tingkat provinsi juga dapat menyembunyikan variasi

yang terjadi pada tingkat kabupaten atau kota. Penggunaan PCA mempermudah penanganan multikolinearitas, tetapi transformasi komponen utama menyebabkan interpretasi pengaruh variabel asal menjadi lebih kompleks. Matriks pembobot spasial berbasis *K-Nearest Neighbor* juga merupakan salah satu dari beberapa kemungkinan definisi hubungan antardaerah sehingga penggunaan matriks pembobot berbeda berpotensi menghasilkan struktur dependensi yang berbeda. Hasil penelitian selanjutnya dapat dikembangkan menggunakan data panel spasial, unit wilayah yang lebih rinci, serta perbandingan beberapa struktur pembobot dan model spasial. Analisis lanjutan juga diperlukan untuk menguji efek langsung dan efek tidak langsung antarwilayah sehingga mekanisme *spatial spillover* pada ketahanan pangan dapat dijelaskan dengan lebih mendalam. Hasil penelitian ini tetap menunjukkan bahwa kombinasi PCA dan SAR mampu memberikan pemodelan yang lebih sesuai terhadap IKP Indonesia tahun 2024 dibandingkan regresi linier yang tidak mengakomodasi struktur spasial.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan, penerapan *Spatial Autoregressive Model* (SAR) yang dikombinasikan dengan *Principal Component Analysis* (PCA) mampu memodelkan Indeks Ketahanan Pangan (IKP) di Indonesia tahun 2024 pada kondisi multikolinearitas. PCA menghasilkan tiga komponen utama, yaitu PC1, PC2, dan PC3, yang secara kumulatif mampu menjelaskan 94,50% keragaman data. Pengujian spasial menunjukkan adanya autokorelasi positif antarprovinsi, sedangkan koefisien spasial sebesar 0,52676 mengindikasikan bahwa kondisi IKP suatu provinsi berkaitan dengan kondisi IKP provinsi di sekitarnya. Model SAR juga menunjukkan kinerja yang lebih baik dibandingkan regresi linier berganda, ditunjukkan oleh nilai AIC yang lebih rendah, yaitu 242,5907 dibandingkan 259,6863, serta nilai R^2 yang lebih tinggi, yaitu 0,7577 dibandingkan 0,5622. Hasil transformasi kembali ke variabel asal menunjukkan bahwa PDRB, pengeluaran makanan per kapita, akses air minum layak, dan akses sanitasi layak memiliki arah hubungan positif dengan IKP, sedangkan luas panen padi, produksi padi, dan jumlah penduduk miskin menunjukkan arah hubungan negatif berdasarkan struktur model yang terbentuk.

Penelitian ini memberikan kontribusi metodologis melalui integrasi PCA dan SAR untuk menangani multikolinearitas sekaligus dependensi spasial pada data ketahanan pangan antarwilayah. Pendekatan tersebut menunjukkan bahwa analisis IKP tidak cukup hanya mempertimbangkan karakteristik internal setiap provinsi, tetapi juga perlu memperhatikan

keterkaitan geografis dengan wilayah di sekitarnya. Temuan ini dapat menjadi dasar pengembangan analisis ketahanan pangan yang lebih sensitif terhadap variasi antarwilayah serta mendukung perumusan kebijakan yang mempertimbangkan keterhubungan regional. Penelitian selanjutnya disarankan menggunakan data panel spasial agar dinamika IKP dapat diamati dari waktu ke waktu, memperluas unit analisis hingga tingkat kabupaten/kota, membandingkan beberapa bentuk matriks pembobot spasial, serta menguji model spasial lain untuk memperoleh gambaran yang lebih komprehensif mengenai faktor-faktor yang berkaitan dengan ketahanan pangan di Indonesia.

DAFTAR PUSTAKA

Anselin, L. (1988). *Spatial econometrics: Methods and models*. Kluwer Academic Publishers. https://doi.org/10.1007/978-94-015-7799-1

Badan Ketahanan Pangan Kementerian Pertanian. (2020). *Indeks Ketahanan Pangan 2020*. Kementerian Pertanian Republik Indonesia. https://badanpangan.go.id/storage/app/media/2021/ikp-2020-20210120fix.pdf

Badan Pangan Nasional. (2022). *Indeks Ketahanan Pangan 2022*. https://badanpangan.go.id/storage/app/media/2023/Buku%20Digital/Buku%20Indeks%20Ketahanan%20Pangan%202022%20Signed.pdf

Badan Pangan Nasional. (2025). *Indeks Ketahanan Pangan (IKP) Tingkat Provinsi Tahun 2024 (12 Indikator)* [Data set]. Open Data Badan Pangan Nasional. https://data.badanpangan.go.id/datasetpublications/elm/ikp-provinsi-2024-backcasting

Badan Pusat Statistik. (2025, February 3). *Pada 2024, Luas Panen Padi Mencapai Sekitar 10,05 Juta Hektare dengan Produksi Padi Sebanyak 53,14 Juta Ton Gabah Kering Giling (GKG)*. https://www.bps.go.id/id/pressrelease/2025/02/03/2414/pada-2024--luas-panen-padi-mencapai-sekitar-10-05-juta-hektare-dengan-produksi-padi-sebanyak-53-14-juta-ton-gabah-kering-giling--gkg--.html

BBC News Indonesia. (2023, October 27). *Puluhan Warga Yahukimo Dilaporkan Meninggal karena Kelaparan, Mengapa Bencana Ini Terus Berulang di Papua?* https://www.bbc.com/indonesia/articles/cv207n5y9pdo

Cahyani, R., & Sutikno. (2018). Pemodelan Tingkat Kesejahteraan Masyarakat di Kota Surabaya Menggunakan Regresi Spasial. *Jurnal Sains dan Seni ITS, 7*(2), D206–D212. https://doi.org/10.12962/j23373520.v7i2.34092

Ghozali, I. (2018). *Aplikasi Analisis Multivariate dengan Program IBM SPSS 25* (9th ed.). Badan Penerbit Universitas Diponegoro.

Gujarati, D. N., & Porter, D. C. (2009). *Basic econometrics* (5th ed.). McGraw-Hill/Irwin.

Haris, M. S., Pradini, R. S., & Khudori, A. N. (2025). Pemetaan Disparitas Stunting di Jawa Timur dengan Spatial Autoregressive Model (SAR) dan Spatial Error Model (SEM). *Jurnal Sistem Komputer dan Informatika (JSON), 7*(1), 64–72. https://doi.org/10.30865/json.v7i1.8877

Hastuti, D. S., & Yulianto, S. (2024). Factors affecting the resilience index food in Papua Province and West Papua Province using a spatial model approach. *J Statistika: Jurnal Ilmiah Teori dan Aplikasi Statistika, 17*(1), 635–644. https://doi.org/10.36456/jstat.vol17.no1.a9087

Jolliffe, I. T. (2002). *Principal component analysis* (2nd ed.). Springer. https://doi.org/10.1007/b98835

Kurniati, P. (2023, July 30). *Duka di Papua Tengah, 6 Warga Meninggal Akibat Kekeringan dan Kelaparan*. Kompas.com. https://regional.kompas.com/read/2023/07/30/060531778/duka-di-papua-tengah-6-warga-meninggal-akibat-kekeringan-dan-kelaparan?page=all

LeSage, J. P., & Pace, R. K. (2009). *Introduction to spatial econometrics*. CRC Press. https://doi.org/10.1201/9781420064254

Montgomery, D. C., Peck, E. A., & Vining, G. G. (2012). *Introduction to linear regression analysis* (5th ed.). John Wiley & Sons.

Oktarina, C. R., Sriliana, I., Sidik, E. N. F., & Firmansyah, M. A. (2024). Pemodelan Data Geospasial Balita Kurang Gizi dengan Pendekatan Geographically Weighted Regression Principal Component Analysis. *Jurnal Gaussian, 13*(2), 339–350. https://doi.org/10.14710/j.gauss.13.2.339-350

Rahmawati, D., & Bimanto, H. (2021). Perbandingan Spatial Autoregressive Model dan Spatial Error Model dalam Pemodelan Indeks Pembangunan Manusia di Provinsi Jawa Timur. *Jurnal Statistika dan Aplikasinya, 5*(1), 41–50. https://doi.org/10.21009/JSA.05104

Rencher, A. C. (2002). *Methods of multivariate analysis* (2nd ed.). John Wiley & Sons. https://doi.org/10.1002/0471271357

Republik Indonesia. (2012). Undang-Undang Republik Indonesia Nomor 18 Tahun 2012 tentang Pangan. https://peraturan.bpk.go.id/Details/39100/uu-no-18-tahun-2012

United Nations Department of Economic and Social Affairs. (2025). *Goal 2: End hunger, achieve food security and improved nutrition and promote sustainable agriculture*. United Nations. https://sdgs.un.org/goals/goal2