

OPTIMISASI PORTOFOLIO SAHAM PADA INDEKS ESG MENGGUNAKAN MODEL MEAN-VARIANCE

Andi Rosilala*, Siti Hadijah Hasanah

Program Studi Statistika, Universitas Terbuka, Tangerang Selatan, Indonesia

*Penulis korespondensi: arosilala@gmail.com

ABSTRAK

Malnutrisi pada balita di Indonesia masih menjadi masalah kesehatan masyarakat yang serius, dengan tingginya prevalensi stunting, wasting, kekurangan mikronutrien, dan obesitas. Berdasarkan data Survei Kesehatan Indonesia 2023 di Provinsi Jawa Tengah, prevalensi stunting tercatat 20,7%, wasting 7,1%, berat badan kurang 14,4%, dan berat badan lebih 4,2%, yang mendekati rata-rata nasional. Penelitian ini akan menggunakan pendekatan spasial untuk menganalisis jumlah kasus malnutrisi, mengingat distribusi kasus sering dipengaruhi oleh kedekatan geografis. Data menunjukkan adanya overdispersi (rata-rata = 69,8; varians = 1033,4), sehingga model Binomial Negatif dipilih sebagai alternatif yang lebih tepat dibandingkan model Poisson, didukung oleh analisis metode Cullen & Frey dan Q-Q Plot. Uji Breusch-Pagan ($p = 0,4437$) mengindikasikan tidak adanya heteroskedastisitas spasial, sementara uji Moran's I dan Getis-Ord G mengonfirmasi dependensi spasial. Dari model spasial yang diuji—SAR dan SEM—model SEM-NB terbukti paling baik berdasarkan AIC (388.33), MAD (20.73), MAPE (33.15), dan RMSE (24.94) serta lag *error*-nya (λ) signifikan. Prediktor yang berpengaruh signifikan dalam model ini mencakup imunisasi dasar lengkap, konsumsi daging per kapita, akses sanitasi layak, kemiskinan, dan rumah tidak layak huni. Hasil ini menyoroti pentingnya pendekatan spasial dalam memahami faktor risiko malnutrisi di Jawa Tengah.

Kata kunci: binomial negatif, overdispersi, regresi spasial, malnutrisi

1 PENDAHULUAN

Indonesia saat ini menghadapi masalah malnutrisi yang serius. Menurut *United Nations International Children's Emergency Fund* (UNICEF), ada tiga beban utama malnutrisi yang dihadapi: pertama, kekurangan gizi, termasuk stunting dan wasting. Stunting adalah bentuk malnutrisi paling umum, dialami oleh 1 dari 5 balita yang memiliki tinggi badan di bawah standar usianya. Wasting, atau kondisi anak dengan berat badan rendah, juga tinggi, dengan 1 dari 12 balita terdampak dan lebih dari 460.000 di antaranya mengalami wasting parah, yang meningkatkan risiko stunting. Kedua, kekurangan mikronutrien, terutama anemia pada ibu, remaja, dan anak. Hampir 1 dari 6 ibu mengalami kekurangan berat badan, dan sekitar 280.000 bayi lahir dengan berat badan rendah, mengindikasikan kurangnya nutrisi pada ibu. Ketiga, obesitas, dengan hampir satu juta balita dan 1 dari 5 anak usia sekolah (5-12 tahun) mengalami kelebihan berat badan, yang nanti berpotensi menjadi masalah kesehatan (UNICEF, 2022).

Berdasarkan Rencana Pembangunan Jangka Menengah Nasional (RPJMN), prevalensi stunting ditargetnya turun hingga 14% di tahun 2024. Begitu juga dengan wasting yang ditargetkan prevalensinya menurun hingga 7% (Bappenas, 2021). Melihat tren dalam 2 tahun terakhir, sepertinya target tersebut akan sulit tercapai walaupun berbagai intervensi sudah digencarkan pemerintah. Di level provinsi, terdapat 2.443.282 kasus malnutrisi anak di Jawa Tengah pada 2021. Kasus tertinggi ada di kabupaten Brebes, Cilacap, dan kota Semarang. Ada 15 kabupaten dan kota yang memiliki kasus gizi buruk di atas rata-rata provinsi (70 per 1000

balita). Berdasarkan Survei Kesehatan Indonesia 2023, prevalensi dari tiga status gizi balita, provinsi Jawa Tengah mendekati rata-rata nasional, yaitu stunting (20.7%, 21,5%), wasting (7.1%, 8.5%), underweight (14.4%, 15.9%), dan overweight (4.2%, 4.2%) (Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, 2023).

Pendekatan spasial sangat relevan dalam menganalisis distribusi malnutrisi karena dipengaruhi oleh faktor-faktor seperti ekonomi, layanan kesehatan, dan pola hidup masyarakat, yang terlokalisasi dan saling terkait antarwilayah (Usada *et al.*, 2021). Berbagai penelitian menunjukkan metode spasial yang efektif untuk mengkaji faktor penyebab malnutrisi. Fatmah & Sutanto (2013) membandingkan OLS, SAR, dan SEM di Jawa Timur, dengan BBLR, tablet Fe, dan PHBS sebagai faktor signifikan pada SAR, sementara imunisasi, BBLR, dan PHBS signifikan pada SEM. Ramadani *et al.* (2013) menggunakan SDM di Jawa Tengah dan menemukan BBLR, akses air bersih, dan rumah sehat sebagai variabel berpengaruh. Mustika & Sulistyawan (2019) mendapati ASI eksklusif, rumah sehat, dan posyandu aktif signifikan dalam model SEM untuk Jawa Timur. Rohimah *et al.* (2011) menerapkan SAR Poisson di Jawa Timur dan mengaitkan malnutrisi dengan permukiman kumuh, struktur lahan, dan PDRB per kapita. Terakhir, Amelia *et al.* (2023) menggunakan model Binomial Negatif pada SAR, SLX, dan SDM untuk stunting di Jawa Barat, dengan SAR-BN terbukti unggul, menyoroti ASI eksklusif, fasilitas makanan, dan BBLR sebagai faktor utama.

Berdasarkan 6 literatur di atas, penelitian ini akan menggunakan 11 prediktor untuk menjelaskan jumlah kasus malnutrisi di Jawa Tengah. Berdasarkan eksplorasi data, ditemukan bahwa distribusi data pada kasus malnutrisi di Jawa Tengah bersifat overdispersi yang ditunjukkan oleh varians yang lebih besar dari rata-rata kasus. Overdispersi ini mengindikasikan bahwa model Poisson standar tidak akan cukup untuk menangkap variabilitas data dengan akurat (Hilbe, 2011; Wahyuni, 2011). Oleh karena itu, model Binomial Negatif dipilih sebagai pendekatan awal karena kemampuannya untuk mengatasi overdispersi dengan memperkenalkan parameter tambahan yang mengakomodasi variabilitas data. Model ini akan digunakan sebagai dasar untuk pengembangan lebih lanjut dalam pemodelan spasial, dengan mempertimbangkan efek spasial dari variabel yang mempengaruhi distribusi kasus malnutrisi di seluruh wilayah Jawa Tengah.

2 METODE

2.1 Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder berupa 11 variabel prediktor untuk menjelaskan jumlah malnutrisi pada 29 kabupaten dan 6 kota di provinsi Jawa Tengah tahun 2021 sebagaimana disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Variabel penelitian

Variabel	Keterangan	Sumber
y	Jumlah balita dengan malnutrisi (per 1000)	BPS Jawa Tengah
x1	Persentase Balita dengan Imunisasi Dasar Lengkap (IDL)	Profil Kesehatan Jawa Tengah (Dinas Kesehatan Provinsi)
x2	Persentase Balita < 6 Bulan Dapat ASI Eksklusif	BPS Jawa Tengah
x3	Persentase Tempat Pengolahan Makan (TPM) Memenuhi Syarat	Profil Kesehatan Jawa Tengah (Dinas Kesehatan Provinsi)
x4	Rata-Rata Konsumsi Daging Ayam, Sapi, Kambing, per kapita Seminggu (Kg)	BPS Jawa Tengah

Variabel	Keterangan	Sumber
x5	Persentase Rumah Tangga dengan Akses Sanitasi Layak	Profil Kesehatan Jawa Tengah (Dinas Kesehatan Provinsi)
x6	Rata-Rata Pengeluaran per Kapita per Bulan Makanan (100rb Rupiah)	BPS Jawa Tengah
x7	Persentase Penduduk yang Memiliki BPJS Kesehatan Penerima Bantuan Iuran (PBI)	BPS Jawa Tengah
x8	Persentase Penduduk di Bawah Garis Miskin	BPS Jawa Tengah
x9	Persentase Berat Badan Lahir Rendah (BBLR)	BPS Jawa Tengah
x10	Persentase Balita Pendek	Profil Kesehatan Jawa Tengah (Dinas Kesehatan Provinsi)
x11	Jumlah Rumah Tidak Layak Huni	Dinas Perumahan Rakyat dan Kawasan Permukiman Jawa Tengah

2.2 Metodologi

Analisis data kasus malnutrisi dilakukan dengan menggunakan *software* R dengan langkah-langkah analisis pemodelan sebagai berikut:

- Melakukan eksplorasi data dengan membuat peta sebaran dari variabel respon, diagram kotak garis, plot antara variabel respon dengan variabel prediktor, dan memeriksa sebaran dari variabel respon.
- Mendeteksi multikolinearitas antara variabel prediktor dengan melihat nilai *Variance Inflation Factor* (VIF).
- Memeriksa overdispersi menggunakan nilai devians dan chi kuadrat Pearson dibagi dengan derajat bebasnya. Jika kedua nilai tersebut lebih besar dari 1, maka terjadi overdispersi pada data.
- Melakukan pemodelan regresi berdasarkan hasil uji dispersi. Pemodelan regresi Poisson dilakukan jika tidak terdapat overdispersi. Pemodelan regresi Binomial Negatif dilakukan jika terdapat overdispersi.
- Uji Efek Spasial:
 - a. Menguji kehomogenan ragam sisaan model regresi klasik dengan uji Breush-Pagan. Jika *p.value* nya > 0.05 maka ragam sisaan data adalah homogen atau tidak terdapat heterogenitas dalam data.
 - b. Pemilihan Model dependensi spasial menggunakan uji Lagrange Multiplier menggunakan 4 matriks pembobot. Uji ini akan mengarahkan pada model yang sesuai, seperti SAR dan SEM.
- Memeriksa efek dependensi (autokorelasi) spasial pada prediktor dengan Indeks Moran I baik secara global maupun lokal. Selain menggunakan Moran I, akan digunakan juga Geary C untuk melihat hotspot dan coldspot pada model. Untuk membedakan gerombolan spasial yang terbentuk dari Moran I plot dan Geary C, akan diuji apakah antara hotspot dan coldspot dapat dibedakan menggunakan statistic Getis-Ord G.
- Melakukan pendugaan parameter model regresi spasial Binomial Negatif berdasarkan hasil uji efek spasial sebelumnya.
- Mengukur kebaikan model berdasarkan nilai AIC terkecil. Persamaan AIC sebagai berikut.

$$AIC = -2L_k + 2p \quad (1)$$

L_k merupakan fungsi kemungkinan maksimum dari model dengan k prediktor dan p adalah banyaknya parameter.

Selain AIC, akan digunakan indikator matriks *error*, yaitu *Mean Absolute Deviation* (MAD), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), dan *Root Mean Square Error* (RMSE).

- Melakukan interpretasi dari model yang terpilih dan menarik kesimpulan.

2.2.1 Regresi Binomial Negatif

Regresi Binomial Negatif digunakan untuk menganalisis data hitungan dengan overdispersi, di mana varians lebih besar dari rata-rata (Hilbe, 2011 dalam Wahyuni, 2011). Model ini menggambarkan hubungan antara variabel respons Y (bilangan bulat non-negatif) dan variabel prediktor $X_1, X_2, \dots, X_k$ sebagai $y_i = x_i' \beta + \varepsilon_i$ dengan nilai harapan $\mu = x_i' \beta$.

Karena Y_i harus tetap non-negatif, fungsi penghubung (link function) digunakan untuk mentransformasi prediktor linear $x_i' \beta$. Fungsi penghubung kanonik bersifat kompleks, tetapi fungsi $\ln(\mu_i) = x_i' \beta$ sering digunakan untuk kemudahan. Model ini dinyatakan sebagai:

$$\ln\{E[Y_i|x_i]\} = x_i' \beta \quad (2)$$

sehingga $\mu_i = \exp(x_i' \beta)$.

Berbeda dengan regresi linear, model Binomial Negatif mendefinisikan distribusi variabel respons daripada distribusi kesalahan. Overdispersi dapat dideteksi dengan memeriksa deviance atau Pearson *Chi-Square* yang dibagi dengan derajat kebebasan, di mana nilai lebih besar dari 1 menunjukkan adanya overdispersi. Deviance dihitung sebagai:

$$D = 2 \sum_{i=1}^n \left[y_i \ln \left(\frac{y_i}{\hat{y}_i} \right) - (y_i - \hat{y}_i) \right] \quad (3)$$

D = Nilai deviansi

y_i = Nilai sebenarnya respon amatan ke- i

$\hat{y}_i$ = Nilai dugaan respon amatan ke- i

Untuk nilai *Pearson Chi-Square* diperoleh dari persamaan sebagai berikut:

$$X^2 = \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \hat{y}_i)^2}{\hat{y}_i} \quad (4)$$

X^2 = Nilai pearson *chi-square*

y_i = Nilai sebenarnya respon amatan ke- i

$\hat{y}_i$ = Nilai dugaan respon amatan ke- i

2.2.2 Regresi Spasial Binomial Negatif

Regresi Spasial Binomial Negatif memodelkan data hitungan sambil mengintegrasikan ketergantungan spasial. Persamaan umum regresi spasial adalah sebagai berikut (Djuraidah dan Anisa, 2023):

$$y = \rho W_1 y + X^* \beta^* + W_2 X_\gamma + \mu \quad (5)$$

- y : Vektor variabel respons ($n \times 1$), merepresentasikan jumlah (*count*) di setiap lokasi.
- $\rho W_1 y$: Komponen autoregresif di mana ρ menunjukkan pengaruh lokasi tetangga, dan W_1 ($n \times n$) adalah matriks bobot spasial untuk y .
- $X^* \beta^*$: Matriks prediktor ($n \times (p + 1)$) dengan koefisien β^* ($(p + 1) \times 1$), mencakup efek langsung dari prediktor.
- $W_2 X_\gamma$: Komponen spasial di mana ($n \times n$) merepresentasikan efek spasial dari prediktor, dan γ mengukur pengaruh spasial pada prediktor.

Untuk mengintegrasikan komponen Regresi Binomial Negatif ke dalam model regresi spasial, model tersebut dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} y_i &\sim NB(\mu_i, \theta) \\ \ln(\mu_i) &= \rho W_1 y + X^* \beta^* + W_2 X_\gamma \end{aligned} \quad (6)$$

Di mana variabel respons y_i menangkap overdispersi menggunakan parameter disperse θ dan fungsi penghubung log link memastikan $\mu_i > 0$, menjadikannya sesuai untuk data *count*. Komponen kesalahan (μ) menangkap ketergantungan spasial sebagai berikut:

$$\mu = \lambda W_3 \mu + \varepsilon, \varepsilon \sim N(0, \sigma^2 I) \quad (7)$$

- λ : Koefisien autoregresif spasial untuk residual.
- W_3 : Matriks bobot spasial untuk residual ($n \times n$).
- ε : Vektor kesalahan dengan rata-rata 0 dan varians konstan σ^2 .

2.2.3 SAR dan SEM Binomial Negatif

SAR (*Spatial Autoregressive*) adalah model regresi spasial yang memiliki ketergantungan spasial pada variabel respon. Persamaan umum model spasial di atas jika nilai $\rho \neq 0$ dan $\lambda = 0$ maka akan menjadi model SAR sehingga model spasialnya menurut Anselin (1988) dalam Djuraidah & Anisa R. (2023):

$$y = \rho W_1 y + X\beta + \varepsilon \quad (8)$$

dengan y adalah variabel respon. W_1 adalah matriks pembobot spasial untuk y . β adalah koefisien parameter regresi. ε adalah residual. ρ adalah koefisien autoregressive lag spasial.

Persamaan untuk model SAR Binomial Negatif sebagai berikut (Amelia *et al.*, 2023; Glaser, 2017):

$$\mu_i = e^{(\rho W_1 y + x_i \beta)} \quad (9)$$

SEM (*Spatial Error Model*) merupakan suatu model spasial yang terjadi akibat adanya pengaruh spasial pada *error*. Pada persamaan di atas apabila nilai $\rho = 0$ dan $\lambda \neq 0$ maka akan terbentuk persamaan model SEM sehingga model spasialnya menjadi (Anselin, 1988; Djuraidah & Anisa R., 2023):

$$\begin{aligned} y &= X\beta + \mu \\ \mu &= \lambda W\mu + \varepsilon \end{aligned} \quad (10)$$

Dengan menggunakan fungsi log-linier untuk mean μ , model SEM Binomial Negatif dapat dinyatakan sebagai (Glaser, 2017):

$$\begin{aligned} y &= X\beta + \mu \\ \mu &= \lambda W\mu + \varepsilon \gg (I - \lambda W)^{-1} \varepsilon \\ \mu_i &= e^{(x_i\beta + (I - \lambda W)^{-1} \varepsilon)} \end{aligned} \quad (11)$$

Adapun bentuk penaksiran parameter model regresi SAR dan SEM yang diperoleh dengan menggunakan metode maximum likelihood ((Saudidin *et al.*, 2020; Wahyuni, 2011; & Sari, Hayati, dan Wahyuningsih, 2020). Langkah-langkah penafsiran parameter sebagai berikut:

1. Membentuk fungsi *likelihood*

$$L(\beta, \lambda, \alpha) = \prod_{i=1}^n f(y_i; \mu_i; \alpha) \quad (12)$$

dengan fungsi probabilitas (*density*) dari distribusi Binomial Negatif $f(y_i; \mu_i; \alpha)$ diberikan oleh:

$$f(y_i; \mu_i; \alpha) = \frac{\Gamma(y_i + \frac{1}{\alpha})}{y_i! \Gamma(\frac{1}{\alpha})} \left(\frac{\alpha \mu_i}{1 + \alpha \mu_i} \right)^{y_i} \left(\frac{1}{1 + \alpha \mu_i} \right)^{\frac{1}{\alpha}} \quad (13)$$

2. Membentuk fungsi log dari fungsi *likelihood* yang telah diperoleh

$$\begin{aligned} L(\beta, \lambda, \alpha) &= \ln L(\beta, \lambda, \alpha) \\ &= \sum_{i=1}^n \left[\ln \Gamma\left(y_i + \frac{1}{\alpha}\right) - \ln y_i! - \ln \Gamma\left(\frac{1}{\alpha}\right) + y_i \ln \left(\frac{\alpha \mu_i}{1 + \alpha \mu_i} \right) + \frac{1}{\alpha} \ln \left(\frac{1}{1 + \alpha \mu_i} \right) \right] \end{aligned} \quad (14)$$

di mana:

$$\mu_i = e^{(\rho w_{1i}' y + x_i \beta)} \text{ untuk SAR}$$

$$\mu_i = e^{(x_i \beta + (I - \lambda W)^{-1} \varepsilon)} \text{ untuk SEM}$$

Penaksiran parameter β , λ , dan α dalam model SAR dan SEM Binomial Negatif menggunakan metode ML membutuhkan optimasi numerik yang kompleks karena adanya komponen spasial dalam *error* dan distribusi Binomial Negatif. Dalam implementasi komputasional, paket *spatialreg* atau *spdep* di *software* R belum mendukung distribusi Binomial Negatif secara langsung. Sehingga harus menggabungkannya dengan pendekatan lain untuk estimasi Binomial Negatif seperti *glm.nb*.

3 HASIL DAN PEMBAHASAN

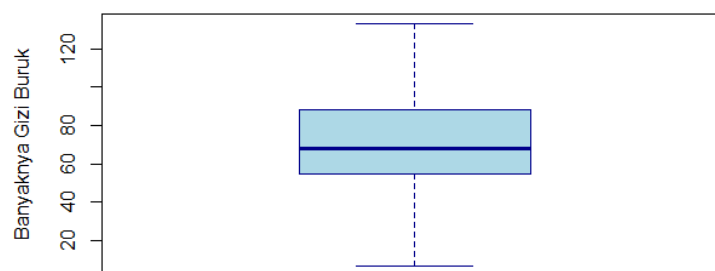
3.1 Eksplorasi Data

Eksplorasi data dilakukan dengan membuat ringkasan statistika deskriptif, boxplot, correlation plot, peta tematik persebaran jumlah malnutrisi, nilai VIF (multikolinearitas), dan overdispersi.

Tabel 2. Statistik deskriptif variabel

Variabel	Min	Median	Mean	Max	SD	CV
y	7,00	68,00	69,80	133,00	32,15	46,06
x1	0,40	0,90	0,89	1,39	0,17	19,41
x2	0,19	0,25	0,26	0,39	0,05	18,24
x3	0,37	0,72	0,72	0,97	0,12	16,78
x4	0,00	0,05	0,05	0,07	0,01	31,22
x5	0,41	0,89	0,84	0,98	0,13	14,95
x6	36,38	52,32	52,93	74,03	8,44	15,95
x7	0,30	0,44	0,44	0,65	0,07	16,96
x8	0,05	0,11	0,11	0,18	0,04	31,22
x9	0,10	0,14	0,14	0,20	0,03	20,77
x10	0,02	0,09	0,09	0,23	0,05	50,28
x11	1.816,00	40.480,00	48.776,06	245.022,00	46.928,85	96,21

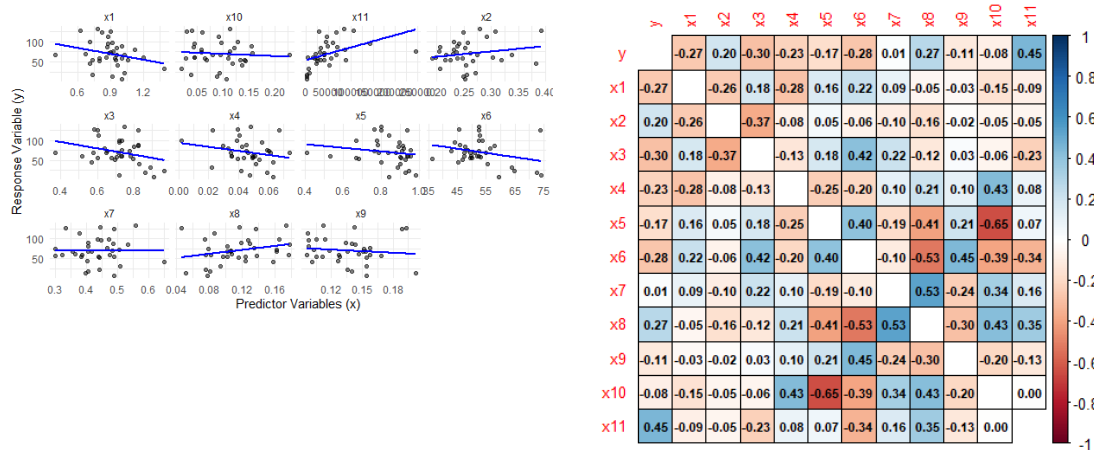
Pada Tabel 2 menunjukkan variabel respon y memiliki rata-rata 69.80 dengan koefisien variasi (CV) 46.06%, menunjukkan penyebaran data yang tinggi. Variabel prediktor x1 hingga x5 memiliki rata-rata dan standar deviasi kecil, menandakan sebaran data yang relatif stabil, sedangkan x11 memiliki CV 96.21%, menunjukkan penyebaran sangat tinggi. Variabel x10 memiliki rata-rata kecil dengan standar deviasi rendah, menunjukkan data yang terkonsentrasi di sekitar nilai rata-ratanya.



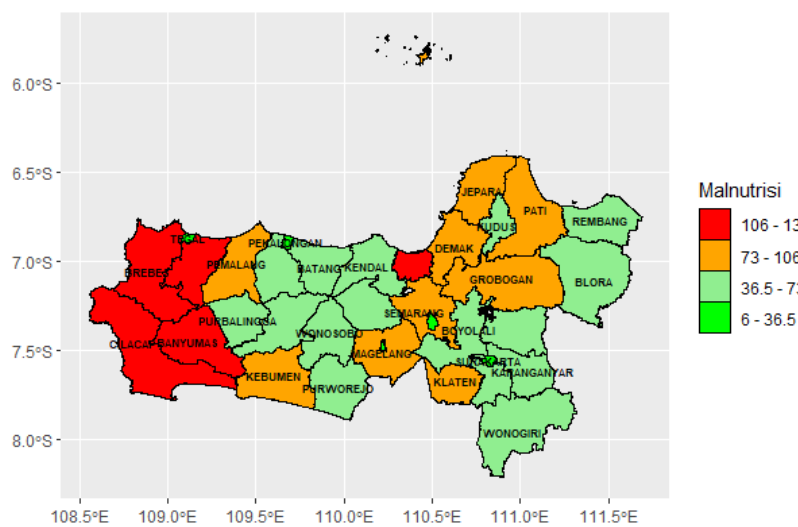
Gambar 1. Boxplot jumlah kasus malnutrisi di Jawa Tengah

Pada Gambar 1 di atas, distribusi kasus malnutrisi menunjukkan mayoritas kasus berada dalam rentang 40-80 per 1000 balita, dengan median sekitar 60, dan beberapa daerah mencapai kasus mendekati 120 per 1000 tanpa indikasi outlier signifikan.

Pada Gambar 2, variabel respon y menunjukkan korelasi negatif lemah dengan beberapa variabel prediktor, seperti x1 (-0.27) dan x3 (-0.30), serta korelasi positif yang moderat dengan x11 (0.45). Selain itu, terdapat korelasi cukup kuat antara beberapa variabel prediktor, seperti x6 dan x10 (0.63) serta x8 dan x7 (0.53). Beberapa variabel lainnya memiliki korelasi rendah atau hampir tidak signifikan, menunjukkan hubungan yang lemah antar variabel tersebut.



Gambar 2. Corplot antar variabel prediktor dan respon



Gambar 3. Peta tematik klaster jumlah malnutrisi di Jawa Tengah 2021

Peta tematik pada Gambar 3 di atas menunjukkan klaster persebaran kasus malnutrisi, dengan konsentrasi tertinggi (warna merah) terdapat di wilayah bagian barat seperti Brebes dan Cilacap, sementara wilayah dengan kasus terendah (warna hijau) tersebar di sebagian besar wilayah lainnya.

Tabel 3. Nilai VIF setiap variabel

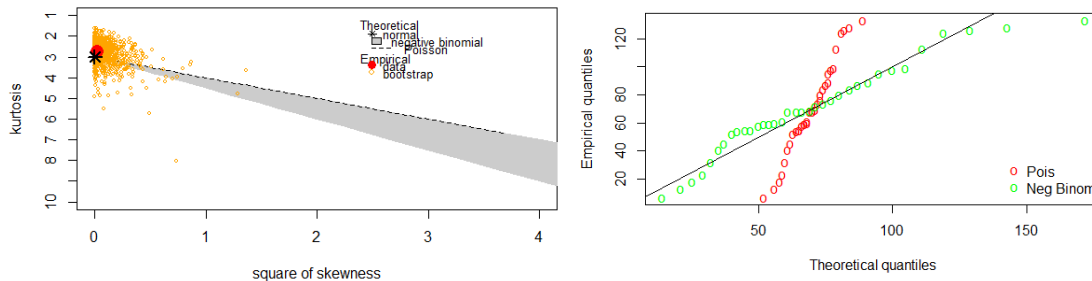
Variabel Prediktor	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8	x9	x10	x11
VIF	1,27	1,41	1,72	1,44	2,00	2,36	1,79	2,34	1,43	2,28	1,39

Nilai VIF pada Tabel 3 di atas menunjukkan bahwa Model ini bebas dari multikolinearitas karena semua nilai VIF berada di bawah ambang batas 10, sehingga regresi dapat dilanjutkan tanpa masalah.

Tabel 4. Hasil pengujian overdispersi

Uji	Statistik Uji	db	Statistik Uji/db
Chi-sq Pearson	306.79	23	13.34
Devians	305.94	23	13.30

Tabel 4 menjelaskan pengujian overdispersi di mana nilai *chi-square Pearson* dan *devians* per derajat bebas lebih dari 1, menandakan adanya overdispersi pada data sehingga asumsi equidispersi pada regresi Poisson tidak terpenuhi. Hal ini diperkuat oleh rata-rata variabel *y* sebesar 69.80 dan variansi 1033.40. Untuk menguatkan dugaan adanya overdispersi pada data jumlah kasus malnutrisi, selain uji di atas dapat juga dilakukan dengan grafik Cullen & Frey dan Q-Q plot di bawah ini.



Gambar 4. Grafik Cullen & Frey dan Q-Q Plot

Gambar 4 di atas merupakan Grafik Cullen dan Frey yang menunjukkan bahwa data empiris memiliki karakteristik mirip distribusi Binomial Negatif, dengan kurtosis sekitar 2-4 dan *square of skewness* di bawah 1, mengindikasikan variabilitas tinggi atau overdispersion, sehingga distribusi normal dan Poisson tidak cocok. Sedangkan pada grafik Q-Q plot menunjukkan bahwa data empiris lebih sesuai dengan distribusi Binomial Negatif (titik hijau mengikuti garis referensi) dibandingkan distribusi Poisson (titik merah menyebar jauh), mengindikasikan adanya overdispersi.

3.2 Pemodelan Regresi Poisson dan Binomial Negatif

Pengujian simultan pada regresi Poisson dan Binomial Negatif menunjukkan nilai uji-G masing-masing sebesar 248.3 dan 23.09, lebih besar dari $\chi^2(0.05, 11) = 19.67$, sehingga minimal ada satu prediktor yang signifikan. Pada regresi Poisson, prediktor *x*₁, *x*₃, *x*₄, *x*₅, *x*₈, *x*₁₀, dan *x*₁₁ signifikan, sedangkan pada regresi Binomial Negatif, *x*₄ dan *x*₁₁ yang signifikan pada $\alpha = 0.05$.

Tabel 5. Penduga model regresi Poisson dan Binomial Negatif

Parameter	Koefisien	
	Poisson	Binomial Negatif
β_0	6.33*	7.23*
β_1	-0.67*	-0.78
β_2	0.45	0.42
β_3	-0.58*	-0.79
β_4	-10.62*	-16.60*
β_5	-1.11*	-1.15
β_6	1.02e-03	-4.64e-03
β_7	-0.49	-1.23
β_8	2.89*	4.63
β_9	0.13	0.42
β_{10}	-2.08*	-1.91

Parameter	Koefisien	
	Poisson	Binomial Negatif
β_{11}	3.70e-06*	4.29e-06*
AIC	537.72	348.02

*) signifikan pada $\alpha = 0.05$

Dari Tabel 5 di atas, model Binomial Negatif lebih baik digunakan karena memiliki AIC yang lebih kecil, yang menunjukkan pemodelan yang lebih sesuai untuk data dengan overdispersi. Pada model Binomial Negatif, variabel yang berpengaruh signifikan adalah rata-rata konsumsi daging per kapita per minggu dan jumlah rumah tidak layak huni.

Persamaan dari model regresi Binomial Negatif yang terbentuk sebagai berikut:

$$\ln(\hat{\mu}) = 7.228 - 0.7845x_1 + 0.4161x_2 - 0.7997x_3 - 16.60x_4^* - 1.150x_5 - 0.00464x_6 - 1.233x_7 + 4.63x_8 + 0.4232x_9 - 1.913x_{10} + 4.299e06x_{11}^*$$

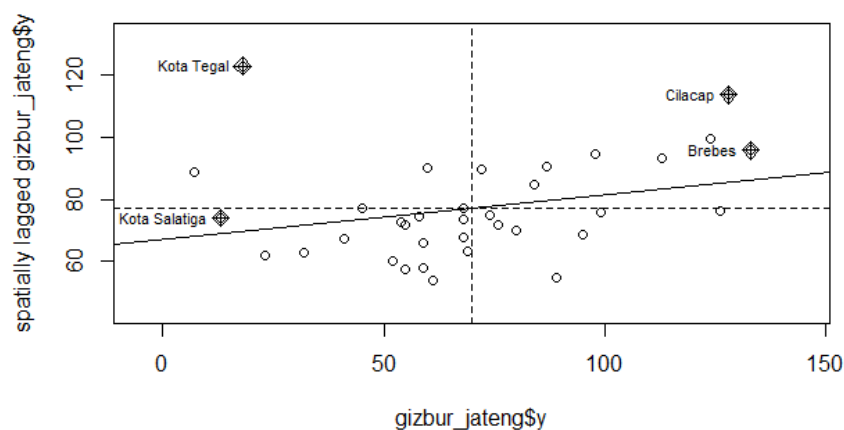
*) signifikan pada $\alpha = 0.05$

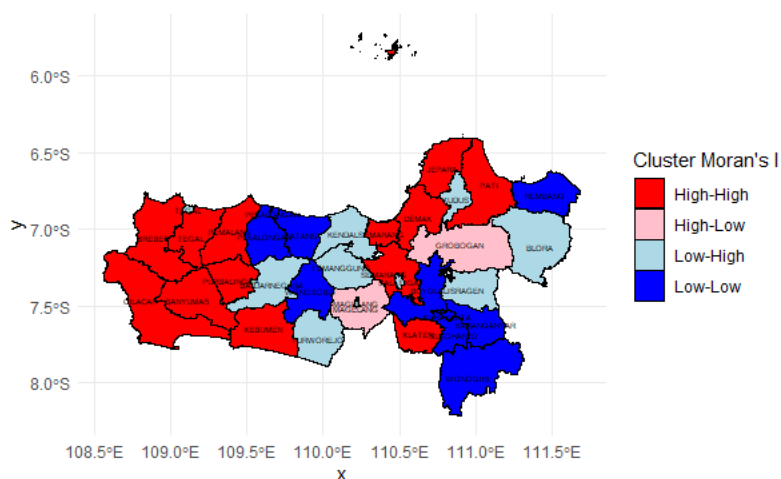
Koefisien negatif ($x_1, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, x_{10}$) menunjukkan bahwa peningkatan variabel tersebut akan menurunkan nilai $\ln(\mu)$, sehingga menurunkan nilai rata-rata prediksi jumlah kasus malnutrisi. Koefisien positif (x_2, x_8, x_9, x_{11}) menunjukkan bahwa peningkatan variabel tersebut akan menaikkan nilai $\ln(\mu)$, sehingga menaikkan nilai rata-rata prediksi (μ). Misalnya, x_4 (Rata-Rata Konsumsi Daging Ayam, Sapi, Kambing, per kapita Seminggu) memiliki pengaruh negatif (-16.60), yang berarti setiap kenaikan satu unit pada x_4 akan menurunkan μ secara signifikan.

3.3 Pengujian Efek Spasial

Uji efek spasial meliputi uji keragaman dan uji dependensi spasial. Uji keragaman spasial dengan Breusch Pagan menghasilkan nilai uji 10.994, lebih kecil dari $\chi^2(0.05, 11) = 19.675$, sehingga tak ada keragaman antar lokasi yang signifikan pada $\alpha = 0.05$ dan tidak diperlukan regresi terboboti geografis Binomial Negatif. Uji dependensi spasial dilakukan dengan *Lagrange Multiplier* (LM) dan indeks Moran. Hasil indeks Moran sebesar 2.320 dengan *p-value* 0.010 menunjukkan adanya pengaruh spasial dalam jumlah kasus malnutrisi balita di Jawa Tengah.

Untuk membuktikan dependensi spasial, dilakukan uji Moran I dengan plot pencaran yang membagi wilayah menjadi hotspot (H-H), coldspot (L-L), dan kuadran lainnya, yang dapat divisualisasikan pada peta tematik.

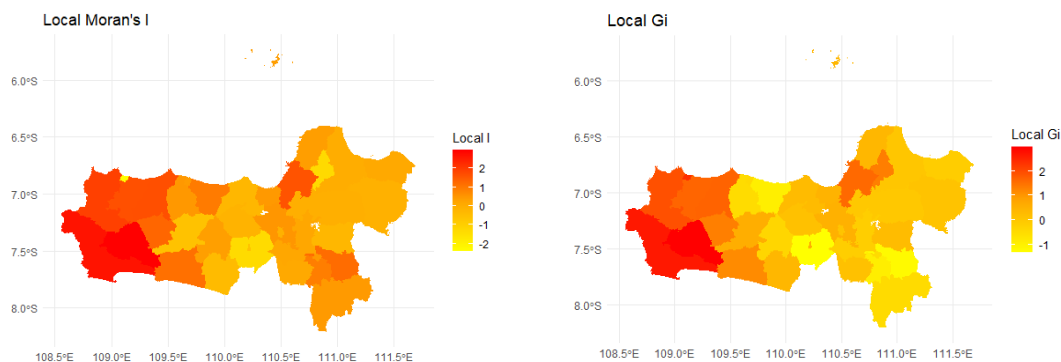




Gambar 5. Hasil plot Moran I dan peta kluster plot Moran I

Gambar 5 di atas terdiri dari dua, yaitu moran plot dan cluster moran's I. Pada moran plot, wilayah H-H (hotspot) terdiri dari Cilacap dan Brebes, yang memiliki otokorelasi positif dengan jumlah kasus malnutrisi tinggi dikelilingi wilayah serupa. Wilayah H-L menunjukkan anomali lokal, seperti Kota Tegal, yang memiliki kasus rendah tetapi dikelilingi wilayah dengan kasus tinggi. Wilayah L-L (coldspot), seperti Kota Salatiga dan beberapa daerah tenggara, memiliki kasus rendah yang dikelilingi wilayah serupa, sementara L-H menunjukkan anomali lokal dengan kasus tinggi dikelilingi wilayah dengan kasus rendah, seperti di sekitar Kabupaten Grobogan. Hal itu terkonfirmasi pada cluster moran's I.

Selain indeks Moran I, *Local Indicator of Spatial Association* (LISA) juga bisa menggunakan Geary's C test dan Getis Ord-G test, yaitu salah satu uji autokorelasi spasial yang mengukur sejauh mana nilai suatu variabel pada satu lokasi mirip dengan nilai pada lokasi tetangganya yang hasil peta tematiknya dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6. Hasil *Local* Moran I dan *Local* Gi

Setelah membuktikan adanya dependensi spasial, uji LM dilakukan untuk menentukan model spasial yang sesuai dengan menggunakan berbagai matriks bobot seperti *Queen Contiguity*, *k-nearest neighbor*, *invers distance weight*, dan *negative exponential*.

Tabel 6. Empat matriks pembobot untuk uji LM

Matriks Bobot	Uji LM	Statistik-Uji	p-value
Queen	RS _{lag}	0.49	0.48
	RS _{err}	3.15	0.08
	AdjRS _{lag}	8.12	0.00**

Matriks Bobot	Uji LM	Statistik-Uji	p-value
KNN	AdjRSerr	10.78	0.00**
	SARMA	11.27	0.00**
	RSlag	2.69	0.10
	RSerr	0.00	0.97
	AdjRSlag	8.64	0.00**
IDW	AdjRSerr	5.95	0.01
	SARMA	8.64	0.01*
	RSlag	4.36	0.04*
	RSerr	5.59	0.02*
	AdjRSlag	0.11	0.74
Ekspensial	AdjRSerr	1.34	0.25
	SARMA	5.70	0.06
	RSlag	0.02	0.89
	RSerr	0.64	0.42
	AdjRSlag	6.77	0.00**
	AdjRSerr	7.38	0.00**
	SARMA	7.40	0.03*

Dari Tabel 6 tersebut, semua matriks bobot, output uji LM yang signifikan pada $\alpha = 0.05$ adalah spatial lag, spatial *error*, dan SARMA (gabungan lag dan *error*). Pada paper ini, model yang akan dibandingkan adalah lag dan *error*nya, yaitu SAR dan SEM.

3.4 Pemodelan Regresi Spasial Binomial Negatif

SAR BN menambahkan dependensi spasial pada variabel respon dengan parameter ρ untuk efek lag variabel respons, sementara SEM BN menangani pengaruh spasial pada *error* dan λ untuk efek lag residual. Hasil pendugaan parameter untuk model regresi spasial Binomial Negatif dapat dilihat pada Tabel berikut:

Tabel 7. Pendugaan parameter model regresi spasial binomial negatif

Parameter	Koefisien	
	SAR-BN	SEM-BN
β_0	6.63	6.97
β_1	-0.63	-1.17*
β_2	-0.29	2.42
β_3	-0.57	-0.55
β_4	-20.77*	-16.81*
β_5	-0.85	-1.91*
β_6	-0.01	0.01
β_7	-1.89	-1.58
β_8	3.48	6.80*
β_9	2.90	-1.64
β_{10}	0.39	-3.41

Parameter	Koefisien	
	SAR-BN	SEM-BN
β_{11}	4.65e-06*	5.05e-06*
ρ	0.01*	-
λ	-	-0.02*

*) signifikan pada $\alpha = 0.05$

Berdasarkan Tabel 7, pada model SAR BN, prediktor yang signifikan terhadap malnutrisi di Jawa Tengah adalah x4 dan x11, dengan koefisien lag spasial (ρ) juga berpengaruh. Pada model SEM BN, prediktor signifikan adalah x1, x4, x5, x8, dan x11 dengan koefisien *error* (λ) signifikan.

3.5 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik untuk pemodelan banyaknya malnutrisi di Provinsi Jawa Tengah tahun 2021 didasarkan pada model yang memiliki nilai AIC terkecil, signifikansi ρ dan λ , serta nilai matriks *error*, yaitu MAD, MAPE, dan RMSE.

Tabel 8. Indikator pemilihan model terbaik

Indikator	Binomial Negatif	SAR-BN	SEM-BN
AIC	348.02	344.62	338.33
ρ (LagY)	-	0.01 (0.02)	-
λ (LagResidual)	-	-	-0.02 (0.00)
MAD	22.29	18.60	20.73
MAPE	39.94	34.43	33.15
RMSE	28.52	24.74	24.94

Berdasarkan Tabel 8 di atas, model SEM adalah model terbaik karena memiliki AIC terendah (338.33) dan nilai MAD, MAPE, RMSE yang lebih baik dibandingkan dengan model lainnya. Model ini juga menunjukkan pengaruh signifikan dari parameter lag residual pada tingkat signifikansi yang tinggi.

3.6 Interpretasi Model

Model terbaik untuk memodelkan banyaknya malnutrisi di Jawa Tengah tahun 2021 adalah model SEM Binomial Negatif dengan persamaan sebagai berikut:

$$\ln(\hat{\mu}) = 6.971 - 1.172X_{1i}^* + 16.81X_{4i}^* - 1.907X_{5i} + 6.81X_{8i}^* + 5.642e06X_{11i}^* - 0.0818 \sum_{j=1}^n w_{i,j} \varepsilon_j^*$$

Koefisien $\lambda = -0.0818$ bermakna jika suatu daerah dikelilingi daerah lain, maka sisaan dari daerah tersebut dikoreksi oleh sisaan dari daerah tetangganya sebesar $\exp(-0.0818)$ atau 7.85% nilai pembobot spasial pada daerah di sekitarnya. Berdasarkan model tersebut, variabel yang memengaruhi banyaknya malnutrisi di Provinsi Jawa tengah tahun 2021 pada $\alpha = 0.05$

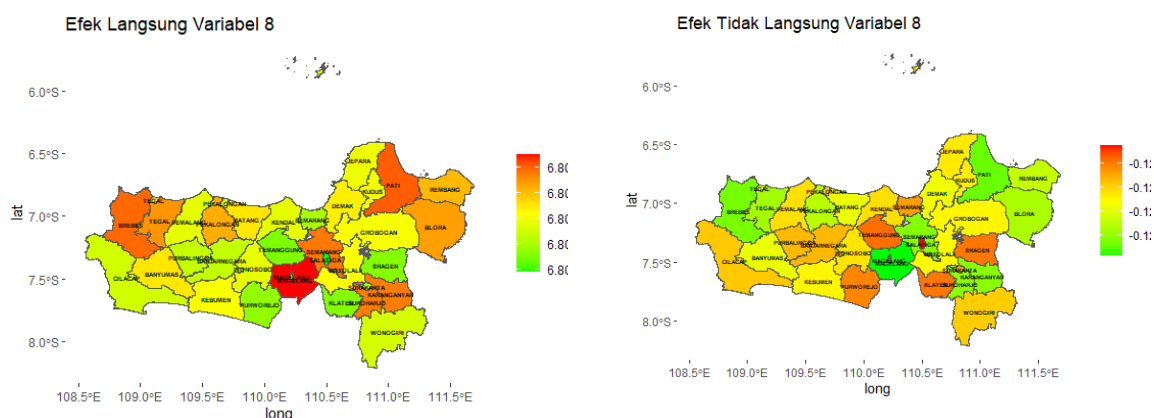
adalah x1 (balita dengan IDL), x4 (rata-rata konsumsi daging per kapita per minggu), x5 (rumah tangga dengan akses sanitasi layak), x8 (penduduk di bawah garis kemiskinan), dan x11 (jumlah rumah tidak layak huni). Pemberian IDL dapat menurunkan risiko terjadinya malnutrisi, BBLR adalah bayi yang baru lahir dengan berat kurang dari 2500 gram yang menjadi penyebab utama kematian pada bayi masa neonatal (masa sejak lahir sampai dengan 4 minggu), bayi dapat memiliki risiko morbiditas dan mortalitas, penyakit kronis, dan tumbuh kembang yang terhambat sehingga lebih rentan mengalami malnutrisi. Begitu juga dengan aspek ekonomi seperti penduduk miskin lebih rentan memiliki anak yang kekurangan gizi karena pendapatan per kapita mereka hanya cukup untuk makan seadanya, tanpa memperhatikan aspek keseimbangan dan kecukupan gizi.

Golgher & Voss (2016) dalam Djuraidah (2020) memberikan cara menginterpretasikan koefisien regresi spasial dengan melihat efek langsung dan tidak langsung sebagaimana disajikan pada Tabel 9.

Tabel 9. Efek pada model SEM BN

Variabel	Efek Langsung	Efek Tak Langsung	Efek Total
x1	-1.17	0.021	-1.15
x4	-16.81	0.301	-16.51
x5	-1.91	0.034	-1.87
x8	6.80	-0.122	6.68
x11	5.05e-06	-9.06e-08	4.96e-06

Berdasarkan Tabel 9, nilai efek langsung untuk setiap variabel tidak jauh berbeda dari nilai penduga parameter dalam model. Selain itu, efek tidak langsung yang dihasilkan nilainya relatif kecil. Hal ini disebabkan karena nilai koefisien lag (ρ) pada model SEM BN kecil. Efek langsung dari variabel x1 adalah -1.17, artinya jika terjadi kenaikan satu persen variabel persentase balita dengan IDL di suatu wilayah maka rata-rata banyaknya malnutrisi di wilayah tersebut akan berkurang sebesar 68.96% per 1000 balita, dengan prediktor lain tetap. Sedangkan efek tidak langsung dari variabel x1 adalah 0.021 yang berarti jika terjadi kenaikan satu persen variabel balita dengan IDL di suatu wilayah, maka rata-rata banyaknya malnutrisi di wilayah lain akan meningkat sebesar 2.12% per 1000 balita, dengan prediktor lain tetap.



Gambar 8. Peta tematik efek langsung dan tidak langsung untuk variabel x8

Berdasarkan Gambar 8 di atas, efek langsung di wilayah dengan warna merah (contohnya Kab. Semarang dan Kab. Magelang) memiliki nilai efek langsung tertinggi, artinya peningkatan x8 (persentase penduduk di bawah garis kemiskinan) di wilayah ini secara

signifikan meningkatkan jumlah kasus malnutrisi. Wilayah dengan warna hijau (misalnya Klaten dan Temanggung) memiliki efek langsung lebih rendah, menunjukkan bahwa pengaruh x_8 pada malnutrisi lebih kecil di wilayah tersebut. Sedangkan efek tidak langsung mencerminkan bagaimana perubahan x_8 di suatu wilayah memengaruhi wilayah sekitarnya. Misalnya Semarang memiliki efek tidak langsung yang signifikan terhadap wilayah tetangga seperti Pati atau Sragen, yang menunjukkan bahwa persentase penduduk miskin yang meningkat di Semarang dapat berpengaruh pada penurunan malnutrisi di wilayah sekitarnya. Hal ini bisa disebabkan oleh faktor seperti migrasi penduduk atau kebijakan yang memengaruhi wilayah tersebut. Di wilayah Pantura (Tegal, Brebes, dan Cirebon), kita dapat melihat bahwa efek tidak langsung bervariasi tergantung pada kedekatan dan hubungan sosial-ekonomi antara wilayah-wilayah tersebut. Tegal dan Brebes terpengaruh lebih besar oleh perubahan kemiskinan di wilayah sekitar, sementara Cirebon menunjukkan dampak yang lebih kecil.

4 SIMPULAN

Penelitian ini memodelkan 11 faktor yang mempengaruhi jumlah kasus malnutrisi di Jawa Tengah tahun 2021. Untuk pemodelan dengan variabel respon bersifat cacah (count), peneliti menduga distribusinya adalah Poisson. Namun karena ditemukan ada overdispersi, maka model yang lebih tepat digunakan adalah Binomial Negatif. Ketika dilakukan pendekatan spasial, data menunjukkan adanya dependensi daripada keragaman spasial. Dengan menggunakan 4 matriks pembobot, ditemukan ada 2 model spasial yang akan dibandingkan kinerjanya, yaitu SAR dan SEM. Berdasarkan uji kesesuaian model, model regresi spasial terbaik dalam penelitian ini adalah SEM Binomial Negatif. Variabel yang berpengaruh signifikan kasus malnutrisi di Jawa Tengah adalah persentase balita dengan IDL (x_1), rata-rata konsumsi daging per kapita per minggu (x_4), persentase rumah tangga dengan akses sanitasi layak (x_5), persentase penduduk di bawah garis kemiskinan (x_8), dan jumlah rumah tidak layak huni (x_{11}).

Untuk mengurangi angka malnutrisi di Jawa Tengah, pemerintah sebaiknya fokus pada peningkatan akses sanitasi dan gizi serta program perbaikan kemiskinan dan rumah layak huni. Kebijakan pengentasan kemiskinan, seperti pemberdayaan ekonomi dan penyediaan rumah layak huni, dapat membantu menurunkan tingkat malnutrisi. Penelitian selanjutnya dapat mengembangkan model regresi spasial temporal untuk menganalisis dinamika kasus malnutrisi di Jawa Tengah dari waktu ke waktu, mengingat kemungkinan adanya perubahan pola spasial seiring berjalannya waktu. Selain itu, pendekatan *Small Area Estimation* dapat digunakan untuk memberikan estimasi yang lebih akurat hingga pada tingkat kecamatan. Kombinasi kedua pendekatan ini memungkinkan pemodelan yang lebih mendalam mengenai pengaruh variabel-variabel sosial-ekonomi terhadap malnutrisi di tingkat yang lebih granular.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih kepada Ibu Siti Hadijah Hasanah, M.Si selaku pembimbing Karya Ilmiah sekaligus ketua program studi Statistika, Universitas Terbuka yang telah banyak memberikan saran dan kritik selama proses penulisan karya tulis ilmiah ini.

DAFTAR PUSTAKA

- Amelia, M., Djuraidah, A., & Anisa, R. (2023). Pendugaan Faktor – Faktor yang Memengaruhi Kasus Stunting di Jawa Barat Tahun 2021 Menggunakan Regresi Spasial Binomial Negatif. *Jurnal Matematika, Statistika, Dan Komputasi*, 20(1).
- Anselin, L. (1988). *Spatial Econometrics: Methods and Models* (Vol. 4). Springer Netherlands. <https://doi.org/10.1007/978-94-015-7799-1>
- Djuraidah, A., & Anisa R. (2023). *Analisa Statistika untuk Data Geospasial*. IPB Press.

- Djuraidah, Anik. (2020). *Monograph penerapan dan pengembangan regresi spasial dengan studi kasus pada kesehatan, sosial, dan ekonomi*. IPB Press.
- Fatmah, I. N., & Sutanto, H. T. (2013). Pemodelan Faktor – Faktor yang Mempengaruhi Balita Gizi Buruk di Jawa Timur dengan Pendekatan Regresi Spasial. *MATHunesa*, 2(3).
- Glaser, S. (2017). *A review of spatial econometric models for count data*, *Hohenheim Discussion Papers in Business, Economics and Social Sciences* (19–2017).
- Golgher, A. B., & Voss, P. R. (2016). How to Interpret the Coefficients of Spatial Models: Spillovers, Direct and Indirect Effects. *Spatial Demography*, 4(3), 175–205. <https://doi.org/10.1007/s40980-015-0016-y>
- Hilbe, J. M. . (2011). *Negative binomial regression* (2nd ed.). Cambridge University Press.
- Kementerian Kesehatan Republik Indonesia. (2023). *Survei Kesehatan Indonesia (SKI) 2023*. Badan Kebijakan Pembangunan Kesehatan. <https://www.badankebijakan.kemkes.go.id/hasil-ski-2023/>
- Keputusan Menteri Perencanaan Pembangunan Nasional/Kepala Badan Perencanaan Pembangunan Nasional Nomor KEP 124/M.PPN/HK/10/2021 Tentang Penetapan Rencana Aksi Nasional Pangan Dan Gizi Tahun 2021-2024, Pub. L. No. KEP 124/M.PPN/HK/10/2021 (2021).
- Mustika, R., & Sulistyawan, E. (2019). Spasial Error Model untuk Balita Gizi Buruk Di di Provinsi Jawa Timur Tahun 2016. *Jurnal Riset Dan Aplikasi Matematika*, 3(1).
- Pawitan, Y. (2023). *In all likelihood: statistical modelling and inference using likelihood*. Oxford University Press.
- Ramadani, I. R., Rahmawati, R., & Hoyyi, A. (2013). Analisis faktor-faktor yang mempengaruhi gizi buruk balita di Jawa Tengah dengan metode spatial durbin model. *Jurnal Gaussian*, 2(4), 333–342.
- Rohimah, S. R., Nuraidi, M., & Djuraidah, A. (2011). Model Spasial Autoregresif Poisson untuk Mendeteksi Faktor-Faktor yang Berpengaruh terhadap Jumlah Penderita Gizi Buruk di Provinsi Jawa Timur. *SNS*, 2.
- Sauddin, A., Auliah, N., & Alwi, W. (2020). Pemodelan Jumlah Kematian Ibu di Provinsi Sulawesi Selatan Menggunakan Regresi Binomial Negatif. *Jurnal Matematika Dan Statistika Serta Aplikasinya*, 8(2).
- UNICEF. (2022). *Mengatasi tiga beban malnutrisi di Indonesia*. UNICEF. https://www.unicef.org/indonesia/id/gizi?gad_source=1&gclid=CjwKCAjwyfe4BhAWEiwAkIL8sKzUXUhJarlsVgK-YYVBsMWOMrC-IwekSLUX7YLYLX11Jrc-JZrvzrZDhoCN4UQAvD_BwE
- Usada, K. N., Wanodya, S. K., & Trisna, N. (2021). Analisis Spasial Gizi K Analisis Spasial Gizi Kurang Balita di K ang Balita di Kota Tangerang Tahun 2019. *Jurnal Biostatistik, Kependudukan, Dan Informatika Kesehatan*, 2(1).
- Wahyuni, W. (2011). *Penaksir Parameter Model Regresi Binomial Negatif pada Kasus Overdispersi*. Universitas Indonesia.