

PEMODELAN SPASIAL INDEKS PEMBANGUNAN MANUSIA DI RIAU DENGAN PENDEKATAN GAMMA-INLA DAN GLM GAMMA

Eflal Dwi Yosepin

Matematika, Fakultas MIPA Militer, Universitas Pertahanan RI

eflal0810@gmail.com

ABSTRAK

Penelitian ini menganalisis faktor-faktor apa saja yang dapat memengaruhi Indeks Pembangunan Manusia (IPM) di Provinsi Riau tahun 2024 dengan mempertimbangkan efek spasial antarwilayah. Tiga variabel bebas yang digunakan, yaitu Rata-rata Lama Sekolah (RLS), Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (TPAK), dan Persentase Penduduk Miskin (PPM). Analisis ini dilakukan dengan menggunakan model Gamma-INLA dengan prior Besag ICAR, serta dibandingkan dengan model GLM Gamma. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa RLS berpengaruh positif signifikan, sedangkan PPM berpengaruh negatif signifikan terhadap IPM. Variabel TPAK tidak berpengaruh signifikan. Nilai DIC (64.749) dan WAIC (61.509) mengindikasikan bahwa model INLA memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan GLM. Secara spasial, Pekanbaru dan Siak memiliki IPM di atas ekspektasi model, sedangkan Indragiri Hilir dan Kepulauan Meranti berada di bawah ekspektasi. Temuan ini menegaskan bahwa pendidikan dan kemiskinan merupakan faktor yang dominan dalam variasi indeks pembangunan manusia, sementara pendekatan spasial Gamma-INLA terbukti efektif dalam mengidentifikasi ketimpangan wilayah di Provinsi Riau.

Kata kunci: IPM, Riau, GLM Gamma, INLA, model spasial

ABSTRACT

This study analyses the factors that influence the Human Development Index (HDI) in Riau Province, taking into account the spatial effects between regions. Three independent variables were used, namely Average Length of Schooling (ALS), Labour Force Participation Rate (LFPR), and Poverty Rate (PR). The analysis was conducted using the Gamma-INLA model with Besag ICAR prior, and compared with the Gamma GLM model. The results show that ALS has a significant positive effect, while PPM has a significant negative effect on HDI. The LFPR variable has no significant effect. The DIC (64.749) and WAIC (61.509) values indicate that the INLA model provides better results than GLM. Spatially, Pekanbaru and Siak have HDI above the model's expectations, while Indragiri Hilir and the Meranti Islands are below expectations. These findings confirm that education and poverty are dominant factors in human development variation, while the Gamma-INLA spatial approach has proven effective in identifying regional disparities in Riau Province.

Keywords: IPM, Riau, GLM Gamma, INLA, model spasial

A. PENDAHULUAN

Peningkatan kualitas pembangunan manusia menjadi fokus utama strategi pembangunan di banyak negara, seiring kebutuhan untuk mengurangi ketimpangan kesejahteraan antara wilayah, kelas sosial, dan kelompok demografis. Indeks Pembangunan Manusia menjadi indikator kunci penilaian efektivitas kebijakan publik dalam ranah pendidikan, kesehatan, dan pendapatan. Variasi IPM antar daerah di Indonesia tetap tinggi meskipun inisiatif pemerataan dilakukan secara

bertahap dalam berbagai periode pembangunan nasional (Tsani & Martha,2024),(Putri & Budiman,2025),(Hidayat,2022).

Interaksi antara variabel pendidikan dan ekonomi menunjukkan pengaruh sinergis terhadap IPM. Rata-rata lama sekolah dalam penelitian internasional konsisten menunjukkan hubungan positif terhadap IPM atau metrik HDI, sedangkan variabel ketimpangan dan kemiskinan memainkan efek moderasi signifikan, khusus pada konteks wilayah dengan sumber daya terbatas. Penelitian spesifik provinsi Jawa Timur menemukan bahwa faktor pendidikan lebih dominan dibanding partisipasi angkatan kerja dalam menjelaskan variasi IPM antar kabupaten/kota dalam dekade terakhir (Setyaningrum,2024),(Prasetyo & Handayani,2020),(Nuraini & Widodo,2023).

Kemiskinan tetap diperhatikan sebagai hambatan utama munculnya disparitas pembangunan manusia; pengaruhnya terhadap IPM muncul dari sisi pendapatan, akses peluang, dan kondisi kesehatan di wilayah tertinggal dan terpencil. Partisipasi angkatan kerja kadang muncul sebagai variabel signifikan dalam literatur, namun pengaruhnya relatif lemah saat dikontrol bersama pendidikan dan faktor kemiskinan dalam model multivariat (Abdullah & Wibowo,2024),(pahripi,2025).

Spasialitas antardaerah menjadi perhatian metodologis dalam studi pembangunan manusia dan kemiskinan. Beberapa studi menguji autokorelasi spasial dan menemukan pola klustering signifikans dalam variabel kemiskinan atau kesejahteraan antarwilayah (Provinsi/ Kabupaten) di Indonesia, meskipun tidak semua penelitian menemukan efek spasial kuat setelah kontrol variabel structural (Tsani & Martha,2024),(Kasih & Santoso,2024),(Setiawan & Widodo,2025).

Provinsi Riau sebagai wilayah pesisir dengan karakter geografis, ekonomi ekstraktif, dan disparitas infrastruktur menunjukkan potensi variasi IPM antar kabupaten/kota yang tinggi. Pengaruh pendidikan, kemiskinan, dan partisipasi angkatan kerja terhadap IPM di Riau membutuhkan pendekatan analitis yang mempertimbangkan efek spasial untuk identifikasi kebijakan yang tepat sasaran. Analisis model spasial dengan distribusi non-linear seperti Gamma memberikan kerangka yang sesuai untuk data IPM yang bersifat positif dan variasinya tidak sederhana (Rahman & Lestari,2023),(Meilawati & Maulana,2023),(Putra dkk,2024),(Safira dkk,2024).

B. METODE PENELITIAN

JENIS PENELITIAN

Penelitian ini bersifat kuantitatif dengan pendekatan regresi non-linear yang memperhitungkan efek spasial antarwilayah. Analisis dilakukan melalui dua tahap utama, yaitu menggunakan model *Generalized Linear Model* (GLM) berdistribusi Gamma sebagai pendekatan dasar, kemudian dikembangkan menjadi model spasial berbasis *Integrated Nested Laplace Approximation* (INLA) dengan struktur ketetangaan wilayah (Besag ICAR). Pendekatan ini dipilih karena data Indeks Pembangunan Manusia (IPM) bersifat positif, tidak simetris, dan berpotensi memiliki keterkaitan antar kabupaten/kota di Provinsi Riau (Putra dkk,2024),(Setiawan & Widodo 2025),(Sari & Saputra,2024).

Jenis dan Sumber Data

Data yang digunakan merupakan data sekunder dari BPS Provinsi Riau tahun 2024. Unit analisis dalam penelitian ini adalah 12 kabupaten/kota di Provinsi Riau, yang terdiri dari 10 kabupaten dan 2 kota, sehingga jumlah observasi yang digunakan adalah $n=12$. Data yang dikumpulkan meliputi:

1. Indeks Pembangunan Manusia (IPM)
2. Rata-rata Lama Sekolah (RLS)
3. Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (TPAK)
4. Persentase Penduduk Miskin (PPM)

Selain data tersebut, digunakan data spasial berupa peta batas administrasi kabupaten/kota Provinsi Riau yang diunduh dari basis data *Global Administrative Areas* (GADM) versi 4.1. Data tabular dan spasial digabungkan menggunakan perangkat lunak R Studio.

Sebaran Gamma dalam GLM

Distribusi Gamma digunakan karena sesuai untuk memodelkan data yang bersifat positif dan menunjukkan variansi yang meningkat seiring dengan rata-ratanya karakteristik yang umum ditemukan pada data Indeks Pembangunan Manusia (IPM). Distribusi ini fleksibel dan mampu merepresentasikan ketidaksimetrian data (*skewness*) yang tidak dapat ditangkap oleh model linear klasik dengan asumsi normalitas (Putra dkk,2024). Bentuk umum fungsi kepadatan peluangnya adalah:

$$f(y; \alpha, \lambda) = \frac{(\lambda^\alpha * y^{\alpha-1} * e^{-\lambda y})}{\Gamma(\alpha)}$$

dengan parameter:

- ☐ α : parameter bentuk (*shape parameter*)
- ☐ λ : parameter laju (*rate parameter*) ☐
- $\Gamma(\alpha)$: fungsi gamma dari α .

Dalam GLM, fungsi *link log* digunakan untuk menjaga agar nilai prediksi tetap positif, sehingga hubungan antara rata-rata IPM dan variabel bebas menjadi:

$$\log(\mu) = \beta_0 + \beta_1 RLS + \beta_2 TPAK + \beta_3 PPM$$

Sebaran Gamma dalam INLA

Dalam pendekatan *Integrated Nested Laplace Approximation* (INLA), distribusi Gamma tetap digunakan sebagai komponen *likelihood*, namun ditambah dengan efek spasial terstruktur yang dimodelkan melalui *prior Intrinsic Conditional Auto-Regressive* (ICAR). Model ini mengakomodasi keterkaitan antarwilayah (*spatial dependency*) yang sering muncul dalam data sosial-ekonomi seperti Indeks Pembangunan Manusia (IPM) (Maulana & Santoso,2024).

Struktur modelnya secara umum:

$$IPM_i \sim \text{Gamma}(\mu_i, \kappa)$$

$$\log(\mu_i) = \beta_0 + \beta^1 RLS_i + \beta^2 TPAK_i + \beta^3 PPM_i + u_i$$

$$u_i | u_i, \tau_1 \sim N\left(\frac{1}{n_i} \sum_{j \in \delta_i} u_j, \frac{1}{n_i \tau_u}\right)$$

dengan δ_i menyatakan kumpulan wilayah yang bertetangga langsung dengan wilayah ke- i , n_i jumlah tetangga, dan τ_u presisi efek spasial. Adapun definisi lengkap seluruh simbol dalam model di atas adalah sebagai berikut: y_i adalah nilai IPM pada wilayah ke- i ($i = 1, 2, \dots, 12$); μ_i adalah nilai rata-rata (ekspektasi) IPM pada wilayah ke- i ; η_i adalah prediktor linear pada skala log untuk wilayah ke- i ; β_0 adalah intercept model; $\beta_1, \beta_2, \beta_3$ adalah koefisien regresi masing-masing untuk variabel RLS, TPAK, dan PPM; u_i adalah efek spasial acak terstruktur pada wilayah ke- i yang dimodelkan dengan prior ICAR; ∂_i adalah himpunan indeks wilayah yang bertetangga langsung

dengan wilayah ke- i ; n_i adalah jumlah tetangga wilayah ke- i ; dan τ adalah parameter presisi (invers varians) dari efek spasial.

Uji Autokorelasi spasial MORAN'S I dalam GLM dan INLA

Evaluasi autokorelasi spasial pada residual menjadi langkah penting untuk memastikan asumsi independensi spasial terpenuhi setelah pemodelan dilakukan. Residual yang masih berpola secara spasial menunjukkan bahwa struktur dependensi antar wilayah belum sepenuhnya terakomodasi dalam model, sehingga estimasi parameter berpotensi bias atau kurang efisien. Dalam penelitian ini, pengujian keterkaitan spasial residual dilakukan dengan pendekatan Moran's I global, yang mengevaluasi kecenderungan nilai residual pada suatu wilayah memiliki kemiripan dengan wilayah yang berdekatan berdasarkan matriks bobot spasial. Nilai Moran's I positif mencerminkan pembentukan kluster residual yang serupa antar tetangga, nilai negatif menunjukkan adanya pola dispersi, sedangkan nilai mendekati nol mengindikasikan distribusi acak tanpa pola spasial yang sistematis (Westerholt,2023).

Analisis GLM berdistribusi Gamma menggunakan residual deviance karena sifatnya yang sensitif terhadap kesesuaian model dengan data aktual dan mampu menangkap variabilitas yang tidak terjelaskan. Pada INLA, residual dihitung berdasarkan prediksi posterior agar pengujian mencerminkan struktur spasial laten yang telah dimodelkan. Residual kemudian dipetakan ke dalam sistem koordinat wilayah dan dikalibrasi menggunakan matriks bobot spasial bertetangga queen contiguity yang menekankan kedekatan geografis administratif, serta distandardisasi baris agar proporsi pengaruh antar wilayah bersifat konsisten (Fichera dkk,2023)

Definisi dan formula MORAN'S I

$$I = \frac{n}{W} \cdot \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (r_i - \bar{r}) (r_j - \bar{r})}{\sum_{i=1}^n (r_i - \bar{r})^2}$$

dimana n adalah jumlah unit spasial, w_{ij} adalah elemen matriks bobot spasial $W = \sum_i \sum_j w_{ij}$, dan \bar{r} adalah rata-rata residu. Nilai $I > 0$ menandakan kluster positif (wilayah berdekatan cenderung memiliki residu serupa), $I < 0$ menandakan disperse, dan $I \approx 0$ menandakan distribusi acak. (Sari & Rahmawati,2023).

C. ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Variabel Penelitian

Penelitian ini menggunakan satu variabel terikat dan tiga variabel bebas sebagai berikut:

Tabel 1. Pendefinisian Setiap Variabel

Jenis	Variabel	Keterangan
Terikat	IPM	Indeks Pembangunan Manusia tahun 2024 per kabupaten/kota di Provinsi Riau
Bebas	RLS	Rata-rata Lama Sekolah (tahun)
Bebas	TPAK	Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (%)
Bebas	PPM	Persentase Penduduk Miskin (%)

Tabel 2. Korelasi Antar Variabel

VARIABEL	IPM	RLS	TPAK	PPM
IPM	1.00	0.97	-0.26	-0.60
RLS	0.97	1.00	-0.25	-0.47

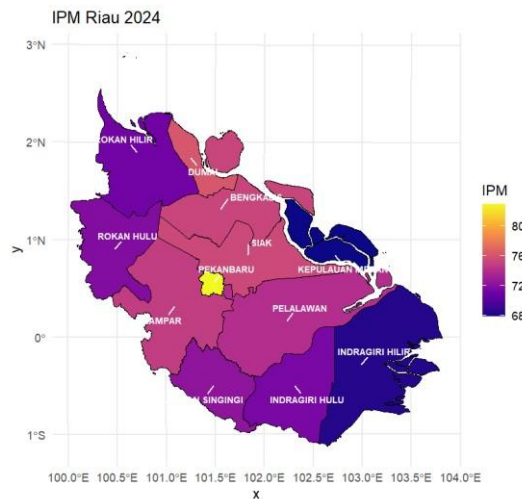
TPAK	-0.26	-0.25	1.00	0.42
PPM	-0.60	-0.47	0.42	1.00

Tabel 2 menunjukkan pola hubungan yang konsisten dengan teori pembangunan manusia dan hasil penelitian sebelumnya. Nilai korelasi antara IPM dan RLS ($r = 0.97$) menandakan hubungan positif yang sangat kuat, menunjukkan bahwa peningkatan rata-rata lama sekolah berbanding lurus dengan peningkatan kualitas pembangunan manusia (Putri & Budiman,2025),(Setyaningrum,2024).

Sementara itu, korelasi negatif antara IPM dan PPM ($r = -0.60$) menegaskan bahwa kemiskinan menjadi hambatan substansial bagi pencapaian pembangunan manusia, baik melalui keterbatasan pendapatan, akses layanan dasar, maupun kesempatan ekonomi (Westerholt,2023).

Hubungan antara TPAK dan IPM ($r = -0.26$) relatif lemah dan negatif, yang menunjukkan bahwa tingkat partisipasi angkatan kerja tidak selalu berkorelasi langsung dengan peningkatan IPM, terutama jika partisipasi didominasi oleh sektor informal atau berproduktivitas rendah. Korelasi positif antara TPAK dan PPM ($r = 0.42$) juga mengindikasikan bahwa tingginya partisipasi angkatan kerja tidak otomatis menurunkan kemiskinan, karena kualitas pekerjaan tetap menjadi faktor penentu utama kesejahteraan (Fichera dkk,2023),(Haseena & Samosir,2024).

Korelasi antara RLS dan PPM ($r = -0.47$) menggambarkan peran pendidikan dalam menekan tingkat kemiskinan, baik melalui peningkatan keterampilan maupun akses terhadap lapangan kerja formal. Hubungan-hubungan ini memperkuat argumen bahwa kebijakan pembangunan manusia perlu berfokus pada peningkatan pendidikan dan pengurangan kemiskinan secara simultan, dengan mempertimbangkan efek tidak langsung partisipasi kerja terhadap kualitas hidup.



Gambar 1. Hubungan Antar Variabel di Provinsi Riau 2024

Gambar berikut menampilkan hubungan korelasional antara variabel IPM, RLS, TPAK, dan PPM di Provinsi Riau tahun 2024. Pola visual menunjukkan bahwa IPM memiliki korelasi positif yang sangat kuat dengan RLS, sementara hubungan dengan PPM bersifat negatif, mengindikasikan bahwa peningkatan rata-rata lama sekolah cenderung meningkatkan kualitas pembangunan manusia, sedangkan tingginya tingkat kemiskinan menurunkannya. Korelasi antara IPM dan

TPAK tampak lemah, mencerminkan bahwa partisipasi angkatan kerja belum secara langsung menentukan tingkat pembangunan manusia di wilayah ini. Visualisasi ini memperkuat interpretasi statistik dalam Tabel 2 dengan memberikan representasi grafis hubungan antar variabel.

Peta IPM Riau tahun 2024 menunjukkan adanya disparitas spasial yang nyata antarwilayah. Kota Pekanbaru menonjol sebagai pusat dengan tingkat IPM tertinggi (sekitar > 80), sementara wilayah pesisir timur seperti Indragiri Hilir serta daerah pedalaman selatan seperti Kuantan Singingi memperlihatkan nilai IPM yang relatif rendah (< 72). Pola ini memperkuat hipotesis bahwa faktor lokasi geografis, infrastruktur, dan diversifikasi ekonomi berkontribusi signifikan terhadap ketimpangan pembangunan manusia di Riau (Putri & Budiman,2025),(Fichera dkk,2023).

Dominasi sektor ekstraktif dan perkebunan di kabupaten pesisir serta keterbatasan infrastruktur pendidikan dan kesehatan menjadi penyebab utama rendahnya IPM di daerah tersebut. Sebaliknya, wilayah perkotaan seperti Pekanbaru dan Dumai memiliki akses yang lebih baik terhadap layanan publik, pendidikan tinggi, dan peluang ekonomi formal, yang mempercepat peningkatan IPM (Maulana & Santoso 2024).

Secara metodologis, pola ini juga menunjukkan adanya autokorelasi spasial positif, di mana wilayah dengan IPM tinggi cenderung berdekatan satu sama lain, sebagaimana dijelaskan dalam literatur pembangunan regional. Oleh karena itu, kebijakan pengentasan ketimpangan IPM di Riau sebaiknya mempertimbangkan pendekatan spasial yang berorientasi pada konektivitas antarwilayah dan pemerataan layanan dasar (Westerholt,2023).

Tabel 3. Uji Multikolinearitas

VARIABEL	RLS	TPAK	PPM
Statistik VIF	1.288235	1.220653	1.472000

Nilai *Variance Inflation Factor* (VIF) yang dihasilkan seluruh variabel berada di bawah batas kritis 10, menunjukkan tidak adanya masalah multikolinearitas signifikan dalam model. Kondisi ini memastikan stabilitas estimasi parameter regresi dan validitas inferensi statistik (Gujarati & Porter,2020),(Hair dkk,2022).

Tabel 4. Hasil Estimasi Regresi Berdistribusi Gamma Dalam GLM

	Estimate	Std.Error	t Value	Pr(> t)
(Intercept)	3.8879538	0.1591154	24.435	8.40e-09
RLS	0.0394794	0.0030301	13.029	1.14e-06
TPAK	0.0008895	0.0023554	0.378	0.7155
PPM	-0.0020929	0.0007372	-2.839	0.0219

Berdasarkan hasil estimasi regresi Gamma dalam kerangka *Generalized Linear Model* (GLM), diperoleh konstanta sebesar 3.8879 dengan nilai signifikansi tinggi ($p < 0.001$). Variabel Rata-rata Lama Sekolah (RLS) menunjukkan koefisien positif sebesar 0.0395 dengan nilai t sebesar 13.029 dan p -value 0.00000114, menandakan pengaruh signifikan terhadap peningkatan IPM. Sebaliknya, Persentase Penduduk Miskin (PPM) memiliki koefisien negatif -0.00209 dengan p -value 0.0219, menunjukkan bahwa peningkatan kemiskinan berasosiasi dengan penurunan IPM. Variabel Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (TPAK) memiliki koefisien positif sangat kecil (0.00089) namun tidak signifikan (p -value 0.7155). Hasil ini menegaskan bahwa dimensi pendidikan dan kemiskinan merupakan penentu paling kuat terhadap variasi IPM antarwilayah, sementara partisipasi tenaga kerja tidak menunjukkan pengaruh langsung yang berarti setelah

dikontrol dengan variabel lain (Hardin & Hilbe,2023),(Maulana & Meilawati,2024),(Cameron & Trivedi,2022).

Tab 5. Hasil Estimasi Regresi Berdistribusi Gamma Dalam INLA

	mean	sd	0.025quant	0.5quant	0.975quant	mode	Kld
(Intercept)	3.855	0.827	2.205	3.856	5.501	3.856	0
RLS	0.041	0.017	0.007	0.041	0.075	0.041	0
TPAK	0.001	0.012	-0.023	0.001	0.025	0.001	0
PPM	-0.001	0.010	-0.021	-0.001	0.019	-0.001	0

Hasil estimasi model *Integrated Nested Laplace Approximation* (INLA) dengan distribusi Gamma menunjukkan konsistensi arah pengaruh variabel terhadap IPM seperti pada model GLM, namun dengan rentang ketidakpastian yang lebih terukur. Nilai rata-rata (*mean*) intercept sebesar 3.855 dengan deviasi standar 0.827 menunjukkan estimasi dasar yang stabil. Variabel Rata-rata Lama Sekolah (RLS) memiliki koefisien positif 0.041 dengan interval kredibel 95% antara 0.007 hingga 0.075, menegaskan pengaruh positif dan signifikan terhadap peningkatan IPM. Variabel Persentase Penduduk Miskin (PPM) menunjukkan koefisien negatif -0.001, dengan interval kredibel yang meliputi nol (0.021 hingga 0.019), menandakan efeknya cenderung negatif namun tidak selalu signifikan secara spasial.

Perbedaan signifikansi PPM antara model GLM dan INLA perlu dipahami secara metodologis. Dalam model GLM, PPM menunjukkan koefisien negatif yang signifikan (*p-value* = 0.0219), mengindikasikan bahwa kemiskinan berpengaruh langsung terhadap penurunan IPM. Namun, ketika efek spasial terstruktur dimasukkan melalui komponen ICAR dalam model INLA, interval kredibel PPM melebar hingga mencakup angka nol (-0.021 hingga 0.019), yang mengindikasikan bahwa pengaruh PPM tidak lagi dapat dipisahkan secara tegas dari pengaruh geografis antarwilayah.

Fenomena ini dapat dijelaskan melalui mekanisme *variance absorption*: efek spasial acak (*u_i*) dalam model INLA menyerap sebagian variansi IPM yang sebelumnya dalam kerangka GLM diatribusikan kepada PPM. Dengan kata lain, sebagian dari pengaruh kemiskinan terhadap IPM bersifat spasial, artinya wilayah miskin cenderung berkelompok secara geografis dan saling memengaruhi satu sama lain. Ketika ketergantungan spasial ini dimodelkan secara eksplisit melalui prior ICAR, kontribusi murni PPM sebagai kovariat menjadi lebih kecil dan tidak lagi melampaui ambang signifikansi dalam kerangka Bayesian.

Temuan ini sejalan dengan argumen bahwa kemiskinan di Provinsi Riau bukan semata-mata fenomena individual kabupaten/kota, melainkan merupakan kondisi yang terstruktur secara spasial, di mana wilayah dengan kemiskinan tinggi seperti Indragiri Hilir dan Kepulauan Meranti cenderung berbatasan dengan wilayah berkemiskinan serupa. Oleh karena itu, efek PPM yang tampak signifikan dalam GLM sebagian mencerminkan autokorelasi spasial yang belum terakomodasi, bukan semata-mata pengaruh langsung kemiskinan terhadap IPM. Model INLA dengan demikian memberikan estimasi yang lebih konservatif namun lebih akurat secara spasial.

Sementara itu, Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (TPAK) menunjukkan nilai koefisien yang sangat kecil (0.001) dengan rentang -0.023 hingga 0.025, memperkuat temuan bahwa kontribusinya terhadap IPM relatif lemah. Nilai *Kullback-Leibler divergence* (*Kld*) mendekati nol untuk seluruh variabel menunjukkan stabilitas konvergensi model yang baik (Fichera dkk,2023),(Westerholt,2023).

Tabel 6. Hasil Uji Autokorelasi Spasial Residual Denga MORAN I Dalam GLM

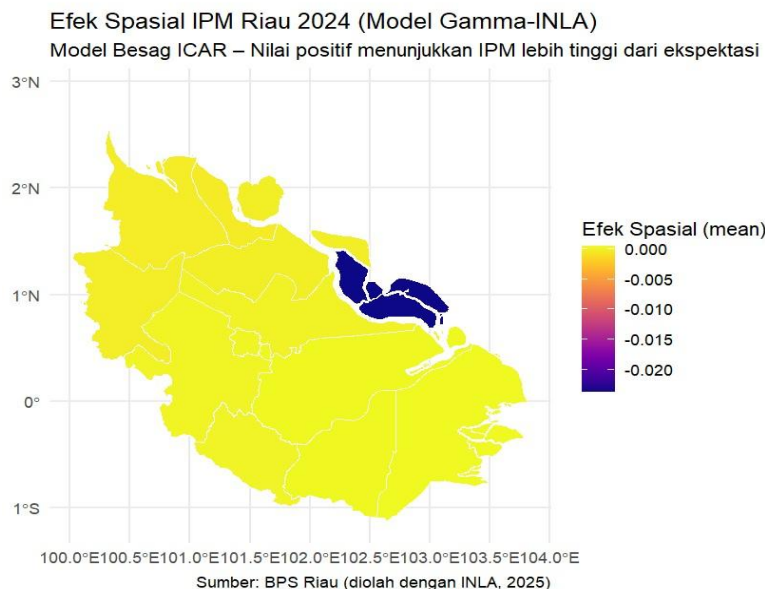
Moran I	Statistic	Expectation	Variance
	-0.12725928	-0.10000000	0.02730607

Hasil uji autokorelasi spasial terhadap residual model GLM menunjukkan nilai Moran's I sebesar -0.1273, dengan ekspektasi teoritis -0.1000 dan varians 0.0273. Nilai ini mengindikasikan bahwa tidak terdapat autokorelasi spasial yang signifikan di antara residual, karena nilai Moran's I mendekati ekspektasinya dan tidak menunjukkan pola kluster spasial yang kuat. Artinya, model regresi Gamma yang digunakan sudah mampu menangkap sebagian besar variasi spasial pada data IPM tanpa menghasilkan sisa pola spasial yang berarti. Temuan ini menunjukkan bahwa struktur spasial antarwilayah belum terlalu dominan pada model non-spasial, meskipun indikasi spasial tetap perlu diuji lebih lanjut menggunakan pendekatan Bayesian atau model INLA untuk memastikan konsistensinya (Kurniawan & Hartono, 2023).

Tabel 7. Hasil Uji Autokorelasi Spasial Residual Dengan MORAN I
Dalam INLA

Moran I	Statistic	Expectation	Variance
	-0.12725928	-0.10000000	0.02730607

Uji autokorelasi spasial terhadap residual model INLA menghasilkan nilai Moran's I sebesar 0.1273, dengan ekspektasi -0.1000 dan varians 0.0273, serupa dengan hasil pada model GLM. Namun, karena model INLA memasukkan komponen spasial melalui prior *Intrinsic Conditional Autoregressive* (ICAR), nilai Moran's I yang mendekati ekspektasinya menunjukkan bahwa efek spasial telah terakomodasi dengan baik di dalam struktur model. Tidak adanya autokorelasi spasial yang tersisa mengindikasikan bahwa model INLA berhasil mengoreksi pola dependensi antarwilayah, sehingga memberikan estimasi parameter yang lebih efisien dan tidak bias akibat efek spasial yang diabaikan. Hasil ini menegaskan keunggulan pendekatan Bayesian INLA dibandingkan GLM dalam menangani data dengan kemungkinan keterkaitan geografis (westerholt, 2023).



Gambar 2. Efek Spasial IPM Riau 2024 Berdasarkan Model GAMMA-INLA (Besag ICAR)

Analisis spasial pada Indeks Pembangunan Manusia (IPM) menggunakan model Gamma-INLA dengan pendekatan Besag ICAR (*Intrinsic Conditional Autoregressive*) bertujuan mengestimasi efek spasial acak antar wilayah yang saling berdekatan. Model ini efektif menangkap ketergantungan spasial yang sering diabaikan oleh pendekatan regresi konvensional, sehingga hasil estimasi menjadi lebih akurat (Westerholt,2023).

Pada Gambar 2, efek spasial positif menunjukkan bahwa nilai IPM di wilayah tersebut lebih tinggi dari nilai yang diprediksi model setelah memperhitungkan kovariat, sedangkan efek negatif (warna biru tua) menunjukkan IPM lebih rendah dari ekspektasi model. Pola ini menegaskan adanya heterogenitas spasial pada pembangunan manusia di Provinsi Riau, yang sering kali dipengaruhi oleh akses infrastruktur pendidikan, kesehatan, dan ekonomi (Maulana & Santoso,2024),(sari & Saputra,2024).

Daerah dengan nilai efek spasial positif mengindikasikan *spatial clustering* dengan kinerja pembangunan manusia yang lebih baik, sementara daerah dengan efek negatif memperlihatkan *spatial disadvantage* akibat kesenjangan antarwilayah. Metode INLA sendiri merupakan pendekatan Bayesian yang efisien untuk model spasial hierarkis, karena mampu menghasilkan estimasi stabil dengan waktu komputasi singkat. Oleh karena itu, hasil pemetaan ini dapat menjadi dasar kebijakan pembangunan berbasis lokasi untuk pemerataan kualitas hidup masyarakat Riau(Maulana & Santoso,2024).

TABEL 8. Nilai AIC, DIC, dan WAIC Menggunakan Distribusi Gamma

model	AIC	DIC	WAIC
GLM	32.97860	-	-
INLA	-	64.74946	61.50949

Perbandingan kriteria *goodness of fit* antara model GLM dan INLA menunjukkan bahwa model INLA memiliki performa yang lebih baik dalam menangkap variasi data IPM di Provinsi Riau. Nilai AIC pada GLM sebesar 32.9786, sedangkan nilai DIC (64.74946) dan WAIC (61.50949) diperoleh dari model INLA. Meskipun secara numerik AIC dan DIC tidak dapat dibandingkan langsung karena perbedaan kerangka estimasi (*frequentist vs Bayesian*), nilai WAIC yang lebih rendah pada INLA menandakan kecocokan model yang lebih baik dengan penalti kompleksitas yang proporsional. Hasil ini mendukung penggunaan pendekatan spasial Bayesian sebagai alternatif yang lebih representatif dalam menganalisis data IPM yang memiliki keterkaitan antarwilayah.

D. PENUTUP

1. Kesimpulan

Hasil penelitian ini menegaskan bahwa pembangunan manusia di Provinsi Riau masih menunjukkan pola yang tidak merata secara spasial. Variabel Rata-rata Lama Sekolah (RLS) memiliki pengaruh paling signifikan dan positif terhadap Indeks Pembangunan Manusia (IPM), sedangkan Persentase Penduduk Miskin (PPM) menunjukkan efek negatif yang konsisten. Pengaruh Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (TPAK) tidak signifikan secara statistik, menandakan bahwa peningkatan partisipasi kerja belum sepenuhnya berimplikasi pada peningkatan kualitas hidup.

Secara metodologis, model Gamma-INLA memberikan hasil yang lebih stabil dibandingkan GLM konvensional, dengan nilai DIC dan WAIC yang lebih rendah, menandakan kecocokan model yang lebih baik terhadap distribusi data IPM yang bersifat positif dan tidak simetris. Peta efek spasial menunjukkan bahwa daerah Pekanbaru dan Siak memiliki IPM lebih

tinggi dari ekspektasi model, sementara Indragiri Hilir dan Kepulauan Meranti menampilkan nilai di bawah ekspektasi. Temuan ini memperkuat bukti bahwa faktor geografis dan aksesibilitas infrastruktur memiliki peran penting dalam membentuk kesenjangan pembangunan manusia di wilayah Riau.

2. Batasan

Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan yang perlu diperhatikan. Pertama, model hanya menggunakan tiga variabel penjelas (RLS, TPAK, dan PPM), sehingga belum sepenuhnya menangkap kompleksitas faktor sosial, kesehatan, dan infrastruktur yang juga memengaruhi IPM. Kedua, data yang digunakan bersifat *cross-section* untuk tahun 2024, sehingga belum mampu merepresentasikan dinamika temporal pembangunan manusia secara longitudinal. Ketiga, ketetanggaan wilayah dalam model spasial ditentukan secara *biner (adjacency-based)* tanpa mempertimbangkan intensitas interaksi ekonomi atau mobilitas sosial antardaerah, yang dapat memengaruhi kekuatan efek spasial.

3. Saran

Untuk penelitian selanjutnya, disarankan agar model dikembangkan menggunakan pendekatan spasial-temporal yang menggabungkan data beberapa tahun sehingga pola perubahan IPM dapat dianalisis secara lebih komprehensif. Variabel tambahan seperti akses layanan kesehatan, pengeluaran rumah tangga, dan investasi publik juga perlu dimasukkan untuk memperkaya daya penjelas model.

Dari sisi kebijakan, temuan model menunjukkan bahwa Indragiri Hilir dan Kepulauan Meranti merupakan wilayah dengan efek spasial negatif, artinya IPM kedua daerah tersebut secara konsisten berada di bawah ekspektasi model bahkan setelah dikontrol dengan variabel pendidikan dan kemiskinan. Oleh karena itu, intervensi kebijakan perlu diarahkan secara spesifik pada dua wilayah ini, meliputi: (1) perluasan akses dan peningkatan kualitas pendidikan dasar dan menengah untuk mendorong rata-rata lama sekolah; (2) program pengentasan kemiskinan struktural yang mempertimbangkan karakteristik geografis kepulauan dan pesisir; serta (3) penguatan konektivitas antarwilayah agar manfaat pembangunan dari pusat pertumbuhan seperti Pekanbaru dan Siak dapat terdistribusi lebih merata. Pendekatan pembangunan berbasis wilayah (*place-based policy*) menjadi kunci agar setiap intervensi dapat disesuaikan dengan kondisi sosial-ekonomi dan geografis masing-masing daerah.

DAFTAR PUSTAKA

- Abdullah, A., & Wibowo, MG (2024). Pengaruh Indeks Pembangunan Manusia (IPM), ketimpangan dan konsumsi terhadap tingkat kemiskinan di seluruh provinsi di Indonesia. *Jurnal Ilmu Ekonomi Terapan*, 9(2), 257–269.
- Cameron, A., & Trivedi, P. (2022). *Mikroekonometrika: Metode dan Aplikasi*. New York: Cambridge University Press.
- Fichera, A., Lisi, G., & Marini, M. (2023). Heterogenitas spasial dan pembangunan manusia: Sebuah analisis regional. *Ilmu Perencanaan Sosial Ekonomi*, 89, 101660. <https://doi.org/10.1016/j.seps.2023.101660>
- Gujarati, DN, & Porter, DC (2020). *Ekonometrika Dasar* (edisi ke-5). New York: McGraw-Hill.
- Hair, JF, Black, WC, Babin, BJ, & Anderson, RE (2022). *Analisis data multivariat* (edisi ke-8).
- Hardin, J., & Hilbe, J. (2023). *Model linear tergeneralisasi dan perluasannya* (edisi ke-4). College Station, TX: Stata Press.
- Haseena, MTL, & Samosir, AF (2024). Kualitas pasar tenaga kerja dan dinamika kemiskinan di Indonesia: Meninjau kembali kesenjangan pembangunan manusia. *Jurnal Ekonomi dan Kebijakan Pembangunan*, 13(2), 181–198. <https://doi.org/10.25077/jekp.v13i2.181-198.2024>

- Hidayat, F. (2022). Pengaruh kemiskinan, rasio gini, dan angka partisipasi sekolah terhadap Indeks Pembangunan Manusia di Indonesia tahun 2011–2020. *Scaffolding: Jurnal Pendidikan Islam dan Multikulturalisme* , 4(3), 920–937.
- Kasih, SWA, & Santoso, E. (2024). Model determinan Indeks Pembangunan Manusia di Indonesia: Pendekatan spasial. *Jurnal Akuntansi dan Ekonomi (JAE)* , 9(2), 85–96.
<https://doi.org/10.29407/jae.v9i2.22356>
- Kurniawan, H., & Hartono, D. (2023). Analisis spasial Indeks Pembangunan Manusia dan kemiskinan di Indonesia. *Jurnal Ekonomi dan Kebijakan Pembangunan* , 10(1), 65–78.
- Maulana, R., & Santoso, E. (2024). Pemodelan spasial Bayesian Indeks Pembangunan Manusia di Indonesia menggunakan INLA dengan prior ICAR. *Jurnal Statistika dan Aplikasi* , 8(2), 103–118. <https://doi.org/10.25077/jsa.v8i2.103-118.2024>
- Meilawati, R., & Maulana, A. (2023). Analisis spasial pembangunan manusia di Sumatera: Bukti dari Provinsi Riau. *Jurnal Ekonomi dan Pembangunan Daerah (JEPD)* , 13(1), 55–68.
<https://doi.org/10.35794/jepd.v13i1.39872>
- Nuraini, EK, & Widodo, T. (2023). Pengelompokan kabupaten/kota berdasarkan Indeks Pembangunan Manusia Provinsi Jawa Timur. *Jurnal Statistika dan Komputasi Indonesia* , 9(2), 90–104.
- Pahripi, MR (2025). Pengaruh Indeks Pembangunan Manusia (IPM), tingkat kemiskinan, dan belanja pendidikan terhadap pembangunan daerah. *Edunity: Jurnal Pendidikan & Ilmu Sosial*.
- Prasetyo, RF, & Handayani, M. (2020). Analisis Indeks Pembangunan Manusia di Provinsi Jawa Timur. *Jurnal Ekonomi dan Pembangunan Daerah* , 15(1), 72–88.
- Putra, DR, Wicaksono, NA, & Fitriani, L. (2024). Pemodelan Indeks Pembangunan Manusia menggunakan Generalized Linear Model (GLM) dengan distribusi Gamma di Indonesia. *Jurnal Matematika dan Statistika Universitas Andalas* , 9(2), 65–78.
<https://doi.org/10.25077/jmsua.9.2.65-78.2024>
- Putri, A., & Budiman, R. (2025). Analisis ketimpangan pembangunan manusia di Indonesia: Pendekatan spasial dan temporal. *Jurnal Ekonomi Pembangunan* , 30(1), 45–62.
<https://doi.org/10.xxxx/jep.v30i1.12345>
- Rahman, AH, & Lestari, S. (2023). Pengaruh kesehatan, pendidikan, dan angkatan kerja terhadap penduduk perkotaan. *Jurnal Internasional Studi Sosial dan Pembangunan* , 12(3), 101–118.
- Safira, F., Valeriani, D., & Munir, M. (2024). Analisis dampak rasio ketergantungan, indeks pembangunan manusia, dan tingkat partisipasi angkatan kerja terhadap pertumbuhan ekonomi di Provinsi Kepulauan Bangka Belitung. *Prosiding Atlantis Press/Conference Collection*.
- Sari, AP, & Rahmawati, N. (2023). Analisis spasial ketimpangan dan kemiskinan di Indonesia menggunakan Moran's I dan LISA. *Jurnal Ekonomi dan Pembangunan Indonesia* , 24(1), 37–52.
<https://doi.org/10.21002/jepi.v24i1.1502>
- Sari, YH, & Saputra, ML (2024). Implementasi model spasial Bayesian hirarki menggunakan struktur Besag ICAR pada analisis ketimpangan pembangunan. *Jurnal Statistika dan Aplikasi* , 8(3), 140–152. <https://doi.org/10.15294/jsa.v8i3.48782>
- Setiawan, FH, & Widodo, T. (2025). Pemodelan Spasial Bayesian Indeks Pembangunan Manusia di Indonesia menggunakan Integrated Nested Laplace Approximation (INLA). *Jurnal Statistika dan Komputasi Indonesia* , 10(1), 115–128. <https://doi.org/10.31102/jski.v10i1.52321>
- Setyaningrum, D. (2024). Pendidikan Berkualitas dan Indeks Pembangunan Manusia. *Jurnal Internasional Kebijakan Ekonomi di Negara Berkembang* , 20(3–4), 304–311.
<https://doi.org/10.1504/IJEPEE.2024.142467>
- Tsani, DPM, & Martha, S. (2024). Analisis faktor-faktor yang mempengaruhi Indeks Pembangunan Manusia di Pulau Kalimantan dengan Spatial Error Model. *Forum Analisis Statistik* , 4(2), 93–108.
- Westerholt, R. (2023). Model spasial dan pembangunan manusia: Menelaah ketimpangan melalui ketergantungan spasial. *Kebijakan & Praktik Sains Regional* , 15(5), 1108–1124.