

ANALISIS INDEKS PEMBANGUNAN MANUSIA DI SULAWESI SELATAN: PERSPEKTIF BAYESIAN TERHADAP PENGARUH PENDIDIKAN DAN KESEHATAN

Ahmad Husain^{1*}, Marwan Sam¹, Jabaluddin Hamud², Nur Rahmi³

¹Sains Data, Institut Teknologi Bacharuddin Jusuf Habibie, Parepare, Indonesia

²Sains Aktuaria, Institut Teknologi Bacharuddin Jusuf Habibie, Parepare, Indonesia

²Matematika, Institut Teknologi Bacharuddin Jusuf Habibie, Parepare, Indonesia

*Penulis korespondensi: husainahmad@ith.ac.id

ABSTRAK

Studi ini menyelidiki faktor-faktor yang memengaruhi Indeks Pembangunan Manusia (IPM) di Sulawesi Selatan, Indonesia, dengan fokus pada indeks pendidikan dan kesehatan. Dengan memanfaatkan Bayesian Model Averaging (BMA), sebuah metodologi yang memperhitungkan ketidakpastian model, penelitian ini menyediakan kerangka kerja yang kuat untuk menganalisis determinasi IPM. Data sekunder dari 24 kabupaten di Sulawesi Selatan dianalisis untuk memeriksa hubungan antara IPM dan variabel-variabel seperti rata-rata lama sekolah, tahun sekolah yang diharapkan, tingkat partisipasi sekolah, harapan hidup, persentase keanggotaan BPJS, dan praktik sanitasi. BMA mengungkapkan bahwa rata-rata lama sekolah, tingkat partisipasi sekolah, dan praktik sanitasi secara signifikan memengaruhi IPM, menawarkan perspektif yang lebih komprehensif dibandingkan dengan analisis regresi tradisional. Temuan-temuan tersebut menggaris bawahi pentingnya memprioritaskan intervensi pendidikan dan kesehatan untuk meningkatkan pembangunan daerah. Studi ini menyoroti kebaikan metode statistik seperti BMA dalam penelitian sosial-ekonomi, yang memungkinkan para pembuat kebijakan untuk membuat keputusan berdasarkan data untuk pertumbuhan yang berkelanjutan.

Keywords: Bayesian Model Averaging, Indeks Pembangunan Manusia, Kesehatan, Sulawesi Selatan, Pemodelan Statistika, Pendidikan.

1 PENDAHULUAN

Tolak ukur pembangunan manusia merupakan salah satu indikator untuk mengukur keberhasilan suatu daerah dalam meningkatkan kualitas hidup. United Nations Development Programme (UNDP) telah merumuskan pembangunan manusia dengan menggunakan indeks pembangunan manusia (IPM) (Human Development Report., 1995). Komponen IPM diukur dengan tiga komponen, yaitu: pendidikan, harapan hidup, dan pendapatan (Fajri., 2021). Lebih lanjut, di Indonesia, IPM menjadi acuan untuk menilai efektivitas program pembangunan yang dilaksanakan oleh pemerintah daerah dan pusat. Peningkatan IPM akan mendorong kemakmuran daerah. Tingkat kemakmuran dapat dinilai dari segi kesehatan melalui angka harapan hidup, dari segi pendidikan melalui angka literasi dan rata-rata tahun sekolah, dan dari segi ekonomi dengan melihat pengeluaran riil per kapita (Darsyah et al., 2018).

Menurut laporan Badan Pusat Statistik (BPS) Indonesia, IPM Indonesia pada tahun 2024 mencapai 75,02, telah naik sebesar 0,63 poin sejak tahun 2023. Namun, diketahui dari IPM menurut provinsi di Indonesia bahwa 33 provinsi memiliki pembangunan manusia yang lebih rendah dari IPM

Indonesia. Sulawesi Selatan merupakan salah satu provinsi yang IPMnya berada di bawah rata-rata nasional, dimana IPM Sulawesi Selatan sebesar 74,05 (BPS, 2024). Berdasarkan uraian tersebut, peneliti ingin mengeksplorasi faktor-faktor pembangunan manusia di provinsi Sulawesi Selatan. Penelitian tentang faktor-faktor yang mempengaruhi pembangunan manusia dilakukan oleh Darsyah et al. (2018) dengan menggunakan metode pemodelan spasial di provinsi Jawa Tengah. Pertiwi (2023) juga meneliti faktor-faktor yang mempengaruhi pembangunan manusia di provinsi Papua dan Sumatera Barat dengan Multivariate Adaptive Regression Spline. Keduanya mengadopsi metode likelihood untuk memperkirakan parameter model dalam penelitian mereka. Sebaliknya, Ganiswari (2023) juga mempelajari pembangunan manusia di Indonesia Timur menggunakan perspektif pembelajaran mesin.

Hasil penelitian di atas menghasilkan suatu model dengan menggunakan perspektif tradisional (yaitu: estimasi likelihood). Perspektif tradisional memiliki hasil yang umum, karena metode tersebut mengembangkan model tunggal. Hal ini menyebabkan studi kasus berpotensi bias. Hoeling et al, (1999) telah memperkenalkan suatu metode yang menghasilkan beberapa model dalam satu proses. Ide dari metode tersebut memperkenalkan perspektif Bayesian, dengan menghasilkan sekumpulan hasil parameter yang dapat dipilih. Selanjutnya, parameter yang diperoleh dari perspektif Bayesian akan dikonstruksi menjadi beberapa model terbaik. Lebih lanjut, metode ini disebut Bayesian Model Averaging (BMA). BMA menyediakan mekanisme yang koheren untuk mengkuantifikasi ketidakpastian model tersebut dan memberikan perbaikan untuk memprediksi kinerja. Beberapa penelitian untuk mengimplementasikan metode BMA akhir-akhir ini semakin meningkat. Azies et al, (2023) melakukan penelitian tentang faktor-faktor yang mempengaruhi harapan hidup di Jawa Timur. Sebelumnya, Montgomery et al, (2010) menunjukkan metode BMA dalam kasus situasi politik di Amerika Serikat. Penelitian menunjukkan bahwa BMA memberikan akurasi hasil pemodelan yang lebih tinggi daripada model umum.

Artikel ini memperluas penggunaan kriteria untuk mengevaluasi model, yaitu: kriteria informasi Akaike (AIC) dan kriteria informasi Bayesian (BIC) (Husain et al, 2021a). Dengan strategi tersebut, evaluasi akan membandingkan model umum dengan model terbaik dari BMA. Sisa makalah ini disusun sebagai berikut. Bagian B menjelaskan metodologi, sedangkan bagian C merinci deskripsi data dan alur penelitian. Hasil disajikan di Bagian D, dan kesimpulan diberikan di Bagian E.

2 METODE

2.1 Analisis Regresi

Pertama-tama kami mengulas secara singkat dasar-dasar konteks regresi linier (mengikuti Husain et al, 2023b). Diberikan X merupakan matriks berukuran $n \times p$ merupakan variabel independen yang mempengaruhi variabel dependen (Y) sebagai vektor. Model standar diberikan sebagai berikut:

$$Y = X\beta + \varepsilon, \quad (1)$$

Dimana $\varepsilon \sim N(\mathbf{0}, \sigma^2 I)$ dan $\beta = [\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p]^T$ merupakan vector parameter yang akan diestimasi menggunakan metode likelihood (Montgomery et al, 1992). Fungsi likelihood (1) adalah terdistribusi normal. Kemudian, fungsi likelihood menjadi:

$$L(\beta) = \frac{1}{\sigma^2(2\pi)^{\frac{n}{2}}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} (Y - X\beta)^T (Y - X\beta)\right), \quad (2)$$

Estimasi parameter menggunakan metode likelihood (persamaan (2)) akan diminimumkan, yang kemudian akan didapatkan solusi untuk parameter β sebagai berikut:

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} (X^T Y). \quad (3)$$

Solusi untuk parameter $\hat{\beta}$ pada persamaan (3) membutuhkan asumsi klasik. Asumsi tersebut adalah (Montgomery et al, 1992):

1. Residual (ε) diasumsikan identik, independen, dan mengikuti distribusi normal dengan rata-rata 0 dan varians atau $\varepsilon \sim N(\mathbf{0}, \sigma^2 I)$.
2. Asumsi Homoskedastisitas, yaitu setiap residual (ε) memiliki varians yang sama (σ^2).
3. Tidak terdapat autokorelasi atau relasi yang kuat antara observasi dimana $cov(\varepsilon_i, \varepsilon_j) = 0$, $i \neq j$.
4. Tidak terjadi multikolinieritas antara variabel independen (X).

2.2 Bayesian Model Averaging (BMA)

Parameter dalam persamaan (3) hanya memiliki satu parameter, jadi tidak ada pilihan parameter lain, dan mengabaikan prinsip ketidakpastian. Tujuan BMA adalah untuk secara eksplisit memperhitungkan ketidakpastian ini dalam model, meningkatkan keandalan inferensi kita. Standar BMA merepresentasikan data yang berasal dari model campuran hierarkis. Kita memulai dengan memasukan distribusi *prior* pada parameter β dan σ^2 , dan model-model (\mathcal{M}). Lebih lanjut, model-model \mathcal{M} memiliki ketidakpastian dimana terdapat $q = 2^p$ model rancangan yang dituliskan $\mathcal{M} = [\mathcal{M}_1, \mathcal{M}_2, \dots, \mathcal{M}_q]$ (Montgomery et al, 2010). Model \mathcal{M}_k diasumsikan memiliki distribusi prior $\mathcal{M}_k \sim \pi(\mathcal{M}_k)$ dan parameter dibangkitkan dari distribusi bersyarat $\sigma^2 | \mathcal{M}_k \sim \pi(\sigma^2 | \mathcal{M}_k)$ dan $\beta_\omega | \sigma^2, \mathcal{M}_k \sim \pi(\beta_\omega | \mathcal{M}_k, \sigma^2)$.

Berdasarkan notasi, estimasi parameter menggunakan data mengikuti distribusi bersyarat pada model $Y | \beta_\omega, \sigma^2, \mathcal{M}_k \sim N(X_\omega \beta_\omega, \sigma^2 I)$. Distribusi marginal dari \mathcal{M}_k dapat dituliskan sebagai berikut:

$$P(Y | \mathcal{M}_k) = \iint P(Y | \beta_\omega, \sigma^2, \mathcal{M}_k) \pi(\beta_\omega | \sigma^2, \mathcal{M}_k) \pi(\sigma^2 | \mathcal{M}_k). \quad (4)$$

Probabilitas posterior dari model \mathcal{M}_k adalah

$$P(\mathcal{M}_k | Y) = \frac{P(Y | \mathcal{M}_k) \pi(\mathcal{M}_k)}{\sum_{k=1}^q P(Y | \mathcal{M}_k) \pi(\mathcal{M}_k)}. \quad (5)$$

Persamaan (4) memberikan cara yang koheren untuk meringkas ketidakpastian model setelah mengamati data. Kita akan mudah mendapatkan parameter β setelah merata-ratakan model \mathcal{M} . Persamaan (5) dapat di maksimumkan menggunakan function bicreg pada package BMA (Raftery et al, 2005).

Perbandingan model menggunakan Bayesian information criteria (BIC) yang dirancang untuk BMA didefinisikan sebagai berikut (Kuswanto et al, 2022):

$$BIC = -2 \log L(\hat{\beta}) + (p + 1) \log(n), \quad (6)$$

Dimana $L(\hat{\beta})$ adalah maximum likelihood dari model regresi (persamaan (2)), p adalah ukuran $\hat{\beta}$ dan n adalah ukuran data.

3 HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Sumber Data and Variabel Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa data sekunder yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Sulawesi Selatan yang dikumpulkan pada tahun 2023. Data yang dikumpulkan merupakan data dari masing-masing kota dan kabupaten di Provinsi Sulawesi Selatan, sehingga terdapat 24 baris data yang akan dianalisis. Indeks Pembangunan Manusia (IPM) ditetapkan sebagai variabel dependen dalam analisis, sedangkan variabel independen bertujuan untuk memprediksi atau menguji variabel ini. Tabel 1 memberikan daftar variabel independen yang termasuk dalam analisis. Variabel independen sebelumnya telah dipelajari oleh beberapa peneliti.

Dalam penelitian ini, kami akan fokus menganalisis pengaruh dua faktor utama, yaitu tingkat pendidikan dan indeks kesehatan. Kedua bidang tersebut memiliki dampak yang bertahan lama pada kualitas hidup secara keseluruhan. Individu yang lebih sehat dan lebih terdidik umumnya lebih siap untuk meningkatkan kualitas hidup mereka dengan membuat keputusan yang lebih tepat. Yang utama dari tingkat pendidikan adalah rata-rata lama sekolah, harapan tahun sekolah dan tingkat partisipasi sekolah. Selanjutnya, indeks kesehatan adalah harapan hidup, persentase anggota BPJS dan praktik sanitasi.

Tabel 1. Variabel Pendidikan dan Kesehatan (Variabel Independen)

Variables	Literature	Unit
Average length of schooling (ALS): Rata-rata lama sekolah	Listiyani et al, 2022	Year
Expected years of schooling (EAS): Harapan lama sekolah	Listiyani et al, 2022	Year
School participation rate (SPR): Angka partisipasi sekolah	Setyowati et al, 2020	Percent
Expected of life (EL): Angka harapan hidup	Legimin et al, 2023	Year
Percentage of BPJS members (PBPJS): Persentase anggota BPJS	Kalra, 2021	Percent
Sanitation practices (SP): Praktik sanitasi	Aji et al, 2024	Percent

3.2 Alur Penelitian

Dalam penelitian ini, akan digunakan dua metode utama untuk mengevaluasi pengaruh indeks pendidikan dan kesehatan terhadap indeks pembangunan manusia. Langkah awal dalam analisis adalah melakukan analisis deskriptif untuk mengeksplorasi variabel dependen dan independen

melalui tabel dan peta. Selanjutnya, pendekatan analisis inferensial juga dilakukan dalam penelitian ini, yaitu regresi linier berganda dan Bayesian Model Averaging (BMA), yang akan dibandingkan dengan kedua metode ini menggunakan Bayesian Information Criteria (BIC). Selain itu, BIC akan memilih model terbaik dari regresi linier dan beberapa model dari metode BMA. Model terbaik akan digunakan untuk menjelaskan dan memprediksi pengaruh variabel independen terhadap indeks pembangunan manusia di Sulawesi Selatan. Langkah-langkah analisis data dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

- i. Melakukan analisis deskriptif untuk mengeksplorasi indeks pembangunan manusia dan variabel independen.
- ii. Membangun model dari regresi linier berganda dengan meregresikan faktor-faktor yang mempengaruhi indeks pembangunan manusia. Berikut ini adalah model regresi linier terkait studi kasus yang digunakan dalam penelitian ini:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 ALS + \beta_2 EAS + \beta_3 SPR + \beta_4 EL + \beta_5 PBPJS + \beta_6 SP + \varepsilon, \quad (7)$$

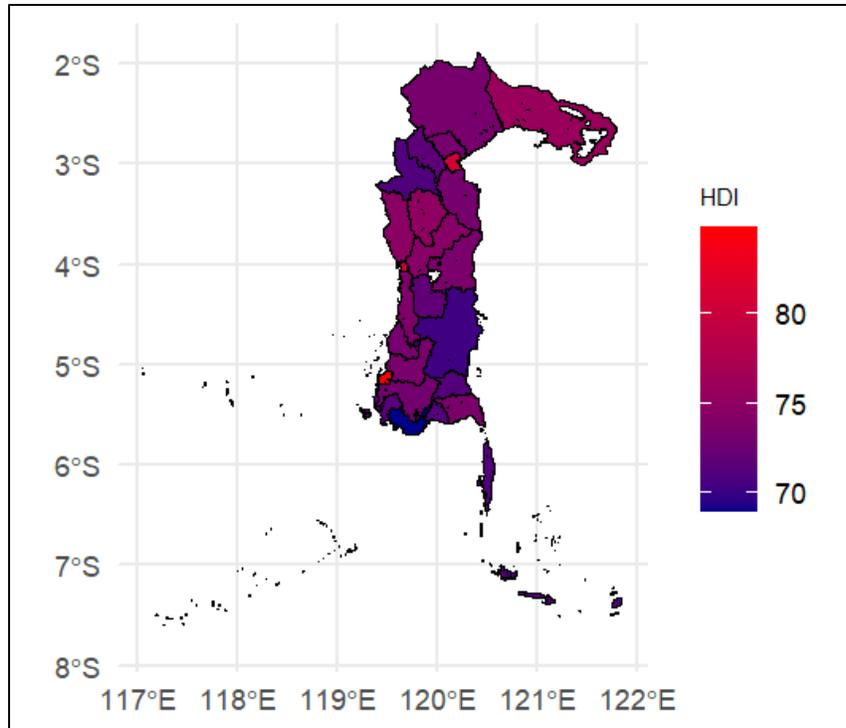
dimana:

- Y : variable dependent merupakan indeks pembangunan manusia.
 β_0 : konstanta.
 β : koefisien regresi ($\beta_1, \beta_3, \beta_4, \beta_5, \beta_6$).
 ε : residual.

- iii. Asumsi regresi akan diuji sebagai berikut: residual harus mengikuti distribusi normal, yang akan dievaluasi menggunakan uji Shapiro Wilk. Asumsi heteroskedastisitas akan dinilai dengan uji Breusch-Pagan, sedangkan autokorelasi akan diperiksa menggunakan uji Durbin-Watson. Terakhir, multikolinearitas akan dideteksi melalui Variance Inflation Factor (VIF).
- iv. Identifikasi semua model potensial menggunakan Bayesian Model Averaging (BMA). Prinsip inti BMA adalah mengintegrasikan model-model yang tidak pasti untuk mencapai model yang optimal (lihat Subbagian B.2).
- v. Melakukan perbandingan antara model regresi linier berganda dan model BMA untuk analisis dan interpretasi lebih lanjut.

3.3 Analisis Deskriptif

Indeks Pembangunan Manusia (IPM) merupakan gambaran proporsi kualitas hidup di suatu wilayah tertentu. Gambaran umum Indeks Pembangunan Manusia (IPM) di Sulawesi Selatan disajikan di bawah ini, yang digambarkan melalui peta wilayah seperti yang ditampilkan pada Gambar 1. IPM Sulawesi Selatan pada tahun 2024 adalah 74,05, masih di bawah rata-rata nasional. Selain itu, data IPM untuk wilayah dan kota di Sulawesi Selatan menunjukkan bahwa Makassar, Parepare, dan Palopo memiliki tingkat IPM tertinggi di antara 21 kabupaten dan kota lainnya, dengan IPM melebihi 80. Selanjutnya, wilayah dan kota dengan IPM rendah digambarkan dalam nuansa mulai dari ungu hingga biru tua. Wilayah dan kota tersebut meliputi Tana Toraja dan Bone, dengan Jeneponto memiliki IPM terendah.



Gambar 1. Indeks Pembangunan Manusia di Sulawesi Selatan

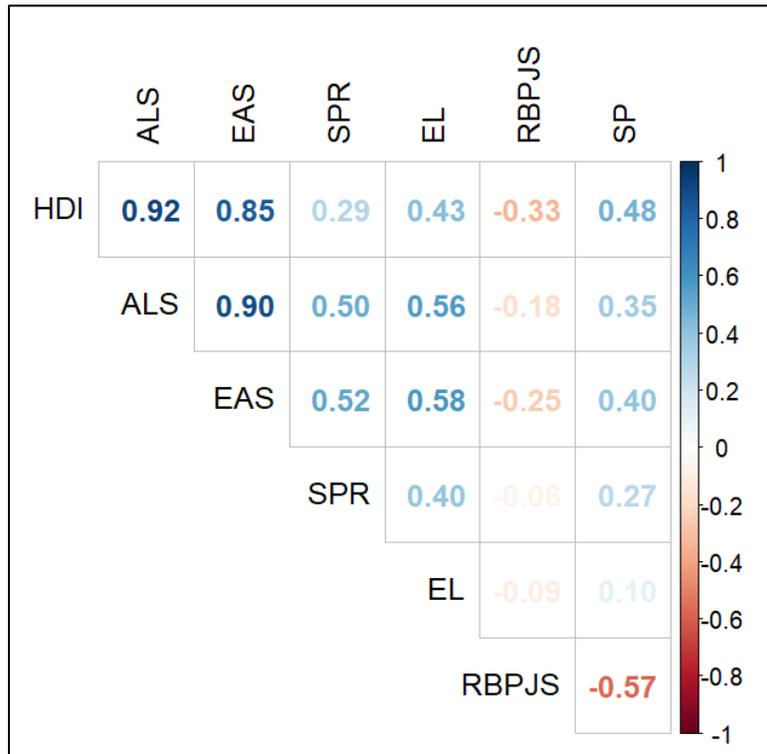
Terkait variabel bebas pada Tabel 2, Jeneponto diidentifikasi sebagai daerah dengan nilai terendah untuk variabel bebas, khususnya ALS, EAS, dan EL. Selanjutnya, daerah dengan status kota di Sulawesi Selatan menunjukkan ALS dan EAS tertinggi di Kota Makassar, SPR tertinggi di Kota Palopo, dan SP tertinggi di Kota Parepare. Berdasarkan data pada Tabel 2, dapat diamati hubungan antara beberapa variabel bebas dengan IPM. Hal ini menimbulkan pertanyaan apakah variabel seperti rata-rata lama sekolah, harapan tahun sekolah, harapan hidup, tingkat partisipasi sekolah, dan praktik sanitasi memiliki dampak terhadap indeks pembangunan manusia.

Tabel 2. Ringkasan variabel independen

Variables	Minimum	Maximum	Mean
ALS	7	11.56	8.52
EAS	12.2	15.61	13.39
SPR	56.9	84.45	71.14
EL	66.99	73.99	70.13
PBPJS	32.98	87.25	61.09
SP	75.57	98.52	90.17

Analisis korelasi yang ditunjukkan pada Gambar 2 menegaskan bahwa variabel independen dengan hubungan deskriptif, seperti ALS, EAS, EL, RBPJS, dan SP, berkorelasi dengan indeks pembangunan manusia. Nilai korelasi yang diperoleh melebihi 0,3, yang merupakan ambang batas minimum untuk korelasi. Selain itu, ALS, EAS, EL, dan SP menunjukkan nilai korelasi positif, yang menunjukkan bahwa karena ini adalah salah satu dari empat variabel atau keempatnya

meningkat, IPM (HDI) juga akan meningkat, dan sebaliknya. Di sisi lain, RBPJS menunjukkan korelasi negatif, yang berarti bahwa peningkatan RBPJS menyebabkan penurunan IPM (HDI).



Gambar 2. Plot korelasi IPM/HDI dan variabel independen

Analisis deskriptif dan korelasi dalam penelitian ini menawarkan wawasan awal tentang hubungan antar variabel. Namun, penting untuk ditegaskan bahwa korelasi tidak menyiratkan sebab akibat, dan temuan ini hanya merupakan langkah pertama menuju analisis yang lebih rinci, seperti regresi linier, untuk mendapatkan pemahaman yang lebih dalam tentang bagaimana variabel-variabel ini memengaruhi IPM di Sulawesi Selatan. Selain itu, regresi linier berganda digunakan untuk menyelidiki dan menemukan hubungan yang rumit dalam data penelitian. Selain itu, regresi linier berganda memiliki asumsi klasik tertentu yang harus dipenuhi. Oleh karena itu, kami memperkenalkan BMA sebagai salah satu solusi potensial, karena memperhitungkan ketidakpastian model.

3.4 Regresi Linier Berganda

Berdasarkan Tabel 3, model regresi diberikan sebagai berikut:

$$\hat{Y} = 57.26 + 2.85ALS + 0.64EAS - 0.15SPR - 0.16EL - 0.02RBPJS + 0.08SP. \quad (8)$$

Regresi linier berganda berupaya mengidentifikasi hubungan antara variabel independen dan indeks pembangunan manusia. Hubungan tersebut diperiksa secara bersamaan, dan signifikansi pola tersebut dinilai menggunakan uji F. Hasil uji F menunjukkan nilai P sebesar 0,00, yang lebih kecil dari α (0,05), yang menunjukkan bahwa model tersebut signifikan, dan variabel independen secara kolektif memengaruhi HDI.

Tabel 3. Hasil regresi linier berganda

Variables	Parameter	Standard Error	T-value	P-value	VIF
Intercept	57.26	11.14			
ALS	2.85	0.46	6.17	0.00*	5.42
EAS	0.64	0.69	0.94	0.35	6.06
SPR	-0.15	0.05	-3.18	0.005*	1.45
EL	-0.16	0.15	-1.11	0.28	1.62
PBPJS	-0.02	0.02	-1.04	0.31	1.56
SP	0.08	0.05	1.62	0.12	1.77
F Test	F = 39.87; P-value = 0.00*				
Shapiro Test	W = 0.96; P-value = 0.55				
Breusch Pagan (BP)	BP = 4.39; P-value = 0.62				
Durbin Watson (DW)	DW = 2.27; P-value 0.64				

*P-Value < 0.05: Significant

Setelah melakukan uji simultan, dampak masing-masing variabel independen dinilai menggunakan uji-t. Analisis ini bertujuan untuk menentukan variabel independen mana yang menjelaskan HDI. Hasil uji-t menunjukkan bahwa dua variabel independen signifikan, dengan nilai-p di bawah α (0,05): rata-rata lama sekolah (ALS) dan tingkat partisipasi sekolah (SPR). Asumsi-asumsi seperti normalitas, heteroskedastisitas, autokorelasi, dan multikolinearitas harus dipenuhi. Berdasarkan Tabel 3, hasil uji Shapiro Wilk menunjukkan nilai-p sebesar 0,55 yang melebihi α (0,05), yang menunjukkan bahwa asumsi distribusi normal terpenuhi. Kedua, asumsi heteroskedastisitas diuji menggunakan uji Breusch-Pagan, yang menghasilkan nilai-p sebesar 0,62, yang melebihi tingkat signifikansi α (0,05). Ini menunjukkan bahwa data residual tidak menunjukkan bukti heteroskedastisitas dan identik. Ketiga, uji autokorelasi dilakukan untuk menentukan apakah ada hubungan antara residual, menggunakan uji Durbin-Watson. Pengujian menghasilkan nilai-p sebesar 0,64, yang lebih besar dari tingkat signifikansi α 0,05, yang menunjukkan tidak adanya autokorelasi. Akhirnya, keberadaan multikolinearitas dinilai menggunakan Variance Inflation Factor (VIF). Seperti ditunjukkan dalam Tabel 3, nilai VIF untuk semua variabel independen di bawah 10, yang menunjukkan bahwa multikolinearitas tidak menjadi masalah.

3.5 Bayesian Model Averaging (BMA)

Studi ini melibatkan enam variabel independen. Konsep BMA adalah menghasilkan model yang berbeda untuk setiap kemungkinan kombinasi variabel-variabel ini, sehingga menghasilkan total $2^6 = 64$ model. Selanjutnya, untuk setiap model yang dihasilkan, kombinasi optimal variabel independen akan ditentukan berdasarkan kriteria tertentu, termasuk probabilitas model posterior atau, terutama, kriteria informasi Bayesian (BIC).

Probabilitas posterior masing-masing variabel bebas pada Tabel 4 dengan nilai koefisien parameter rata-rata, dan empat model terbaik berdasarkan kriteria PMP dan BIC. Berdasarkan probabilitas posterior, diamati bahwa tiga variabel bebas menunjukkan probabilitas posterior melebihi 50%. Ketiga parameter tersebut adalah rata-rata lama sekolah (ALS), tingkat partisipasi sekolah (SPR),

dan praktik sanitasi (SP). Dengan demikian, ketiga variabel bebas tersebut memengaruhi variabel indeks pembangunan manusia (IPM). Tiga variabel bebas lainnya—harapan tahun sekolah (EAS), harapan hidup (EL), dan kepesertaan BPJS (PBJS)—menunjukkan probabilitas posterior di bawah 50%. Hal ini menunjukkan bahwa variabel-variabel tersebut tidak mungkin memiliki pengaruh yang signifikan terhadap variabel terikat.

Kriteria untuk menentukan model seleksi terbaik menggunakan Posterior model probability (PMP) dan kriteria informasi Bayesian. Menurut kriteria PMP, nilai PMP yang lebih tinggi menunjukkan kontribusi yang lebih besar terhadap akurasi model. Selain itu, BIC digunakan untuk mengoptimalkan pemilihan posterior model probabilities (PMP) dengan mengidentifikasi model dengan nilai BIC terendah di antara semua kemungkinan kombinasi variabel independen. Hasil yang disajikan dalam Tabel 4 menunjukkan bahwa Model 1, yang terdiri dari kombinasi variabel independen tertentu, menunjukkan konfigurasi yang optimal, sebagaimana dibuktikan oleh Posterior Model Probability (PMP) tertinggi dan nilai Bayesian Information Criterion (BIC) terendah.

Koefisien yang diperoleh dari analisis BMA dan model regresi menunjukkan nilai yang sebanding, tanpa perbedaan signifikan yang diamati. Kesimpulan ini didukung oleh data yang disajikan dalam Tabel 5 di bawah ini. Menurut Kriteria Informasi Bayesian (BIC), model BMA mengungguli model regresi, sebagaimana dibuktikan oleh nilai BIC yang jauh lebih rendah untuk BMA dibandingkan dengan model regresi.

Analisis ini mengungkap kontras yang mencolok antara hasil Bayesian Model Averaging (BMA) dan regresi tradisional. Dalam pendekatan BMA, tiga variabel independen ditemukan memengaruhi Indeks Pembangunan Manusia (IPM) secara signifikan, sedangkan regresi tradisional hanya mengidentifikasi dua variabel yang signifikan secara statistik. Perbedaan ini menyoroti kemampuan BMA untuk memperhitungkan ketidakpastian model dan menangkap rentang faktor yang lebih luas, sehingga memberikan pemahaman yang lebih komprehensif tentang hubungan dalam data.

Tabel 4. Bayesian model averaging output

Variables	Posterior Probability	Average Coefficient	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4
Intercept	100.0*	51.842	47.645	51.342	43.82	55.012
ALS	100.0*	3.048	3.094	3.088	2.746	3.199
EAS	25.6	0.157	-	-	0.591	-
SPR	100.0*	-0.155	-0.16	-0.154	-0.167	-0.153
EL	27.3	-0.039	-	-	-	-0.118
PBPJS	41.4	-0.013	-	-0.022	-	-
SP	83.9*	0.094	0.124	0.094	0.117	0.119
Posterior model probability (PMP)			0.33	0.142	0.11	0.101
BIC			-51.721	-50.037	-49.518	-49.361

*Posterior probability < 50%

Lebih jauh, perbedaan antara kedua metode tersebut menggarisbawahi kekuatan BMA dalam menggabungkan beberapa model dan menilai kontribusi berbagai prediktor. Dengan melakukan rata-rata atas semua model yang masuk akal, BMA menawarkan kerangka kerja yang lebih kuat untuk mengidentifikasi variabel-variabel utama, dibandingkan dengan regresi, yang terbatas pada spesifikasi model tunggal. Hasil ini menunjukkan bahwa BMA dapat memberikan interpretasi yang lebih bernuansa dan andal atas kumpulan data yang kompleks, khususnya dalam skenario di mana ketidakpastian model menjadi perhatian.

Tabel 5. Parameter comparison

Variables	BMA Coefficient	Regression Coefficient
Intercept	47.645	57.269
ALS	3.094	2.853
EAS	-	0.648
SPR	-0.16	-0.153
EL	-	-0.165
PBPJS	-	-0.021
SP	0.124	0.081
Bayesian Information Criteria	-51.721	89.036

4 KESIMPULAN

Studi ini menyoroti kekuatan komparatif Bayesian Model Averaging (BMA) dibandingkan regresi linier berganda tradisional dalam menganalisis faktor-faktor yang memengaruhi Indeks Pembangunan Manusia (IPM) di Sulawesi Selatan. Sementara regresi mengidentifikasi dua prediktor signifikan, Rata-rata Lama Sekolah (ALS) dan Tahun Sekolah yang Diharapkan (EAS)—BMA mengungkap tiga variabel kunci: ALS, Angka Partisipasi Sekolah (SPR), dan Praktik Sanitasi (SP), yang menunjukkan kemampuannya untuk memasukkan ketidakpastian model dan memberikan analisis yang lebih komprehensif. Kriteria Informasi Bayesian (BIC) yang jauh lebih rendah dalam BMA dibandingkan dengan regresi semakin menggarisbawahi keunggulan model BMA dalam mencapai kesesuaian yang lebih baik dengan data.

Temuan-temuan ini menunjukkan bahwa BMA menawarkan kerangka kerja yang lebih kuat untuk memahami faktor-faktor penentu HDI, terutama dalam kumpulan data yang kompleks di mana hubungan antar prediktor mungkin saling bergantung. Dengan memanfaatkan BMA, para pembuat kebijakan dapat mengidentifikasi area-area prioritas seperti pendidikan dan sanitasi dengan lebih baik untuk meningkatkan hasil HDI. Studi ini menganjurkan penggunaan teknik statistik tingkat lanjut seperti BMA dalam penelitian sosial-ekonomi di masa mendatang untuk meningkatkan keandalan temuan dan menginformasikan intervensi yang ditargetkan.

DAFTAR PUSTKA

- United Nations Development Programme. (1995). Human Development Report. _____. New york: UNDP
- Fajri, R.H. (2020). " Analisis Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Indeks Pembangunan Manusia Di Provinsi Riau." *Economics, Accounting and Business Journal*, vol. 1, no. 1, pp. 212-222.
- Darsyah, M.Y., Suprayitno, I.J., Otok, B.W., & Ulama, B.S. (2018). "Spatial Modelling For Human Development Index In Central Java." *Southeast Asia Journal of Contemporary Business, Economics and Law*, vol. 16, no. 5, pp. 36-41.
- Badan Pusat Statistik (2024). *Indeks Pembangunan Manusia Menurut Provinsi*. Jakarta: Badan Pusat Statistik.
- Pertiwi, Y., Permana, D., Amalita, N., & Salma, A. (2023). " Modeling Human Development Index in Papua and West Sumatera with Multivariate Adaptive Regression Spline." *UNP Journal of Statistics and Data Science*, vol. 1, no. 3, pp. 188-195.
- Ganiswari, S.P., Nugraha, A., Azies, H.A., Nugraha, Luthfiarta, A., & Firmansyah, G.A. (2023). "Data-Driven Modeling of Human Development Index in Eastern Indonesia's Region Using Gaussian Techniques Empowered by Mechine Learning." *Journal of Applied Geospatial Information*, vol. 7, no. 2, pp. 1004-1010.
- Hoeting, J.A., Madigan, D., Raftery, A.E., & Volinsky, C.T. (1999). "Bayesian Model Averaging: A Tutorial." *Statistical Science*, vol. 14, no. 34, pp. 382-401.
- Azies, H.A., & Dewi, V.M. (2021). "Factors Affecting Life Expectancy in East Java: Predictions with A Bayesian Model Averaging Approach." *The Indonesian Journal of Development Planning*, vol. 2, no. 2, pp. 283-295.
- Montgomery, J.M., & Nyhan, B. (2010). "Bayesian Model Averaging: Theoretical Developments and Practical Applications." *Political Analysis*, vol. 18, no. 1, pp. 245-270.
- Husain, A., & Choiruddin, A. (2021a). "Poisson and Logistics Regressions for Inhomogeneous Multivariate Point Processes: A Case Study in the Barro Colorado Island Plot." *Communications in Computer and Information Science*, vol. 1489, no. __, pp. 301-311.
- Husain, A., & Jamaluddin, S.R.W. (2021a). "Pemodelan Data Angka Kematian Bayi Menggunakan Regresi Robust." *Jurnal Sains, Teknologi dan Komputer*, vol. 1, no. 1, pp. 1-7.
- Montgomery, D.C., Peck, E.A., & Vinning, G.G. (1992). "Introduction to Linear Regression Analysis Second Edition." John Wiley and Sons.
- Raftery, A.E., Painter, I.S., & Volinsky, C.S. (2005). "BMA: An R package for Bayesian Model Averaging." *The R Journal*, vol. 5, no.2, pp. 2-8.
- Kuswanto, H., & Fitriana, I.N.L. (2022). "Bayesian Model Averaging (BMA) Based on Logistic Regression for Gene Selection and Classification of Animal Tumor Disease on Microarray Data." *International Journal on Advanced Science Engineering Information Technology*, vol. 12, no.6, pp. 2378-2385.
- Listiyani, N., Zulfikar, R., & Susanto, D. (2022). "The Years of Schooling Contribution As Factors That Most Considered In Increasing Human Development Index." *International Journal of Educational Research & Social Sciences*, vol. 3, no.4, pp. 1599-1606.
- Setyowati, F.A., & Ediyono, S. (2020). " The Influence of School Participation Rates and Poverty on the Human Development Index in Indonesia 2019." *Advances in Social Science, Education and Humanities Research*, vol. 584, no. __, pp. 1033-1038.

- Legimin, B., Atti, A., & Ariyanto. (2023). " Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Indeks PembangunanManusia di Provinsi Nusa Tenggara Timur Menggunakan Metode Analisis Jalur." Jurnal Diferensial, vol. 5, no.1, pp.1-11.
- Kalra, M. (2021). " Healthcare in Uttarakhand: Impact on Human Development." JournalINX, vol. 7, no.11, pp.188-194.
- Aji, A.D.S., Suhardono, S., Suryawan, I.W.K., & Prayogo,W. (2024). " Impacts of Sanitation Practices on Human Development: A Decade-Long Analysis of the Malang District." Jurnal Ilmiah Bidang Ilmu Ekonomi, vol. 19, no.2, pp.276-288.