



PENERAPAN ANALISIS JALUR PADA FAKTOR-FAKTOR YANG MEMENGARUHI INDEKS PEMBANGUNAN MANUSIA DI INDONESIA

Afriadi Gunandi*, Kismiantini

Program Studi Statistika, Universitas Negeri Yogyakarta

*e-mail: afriadigunandi.2018@student.uny.ac.id; kismi@uny.ac.id

Abstrak. Indeks pembangunan manusia (IPM) merupakan indikator penting untuk mengukur keberhasilan dalam upaya membangun kualitas hidup manusia. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui pengaruh langsung dan tak langsung angka harapan hidup (AHH), harapan lama sekolah (HLS), rata-rata lama sekolah (RLS) terhadap IPM melalui jumlah penduduk dan pengeluaran perkapita penduduk di Indonesia pada tahun 2020 dengan menggunakan analisis jalur. Data yang digunakan adalah data IPM dan jumlah penduduk dari 34 provinsi Indonesia dari buku publikasi Indeks Pembangunan Manusia 2020 BPS Indonesia. Pada penelitian ini digunakan analisis jalur karena ingin memperkirakan besarnya dan signifikansi hubungan kausal yang dihipotesiskan antara sekumpulan variabel. Hasil analisis jalur menunjukkan bahwa pengaruh langsung AHH, HLS, RLS dan pengeluaran perkapita penduduk terhadap IPM memberikan hasil yang signifikan secara statistik yang artinya faktor-faktor tersebut memberikan peningkatan terhadap IPM di Indonesia pada tahun 2020 dengan masing-masing setiap nilai penduga koefisien jalur baku bernilai positif yaitu berturut-turut sebesar 0,33, 0,22, 0,26 dan 0,49. Pada hasil pengaruh tak langsung AHH, HLS, RLS melalui jumlah penduduk dan pengeluaran perkapita penduduk terhadap IPM memberikan hasil yang tidak signifikan secara statistik.

Kata Kunci: Indeks pembangunan manusia, analisis jalur

Abstract. The human development index (IPM) is an important indicator to measure success in efforts to build the quality of human life. This study aims to determine the direct and indirect effects of life expectancy (AHH), years of school expectation (HLS), and average years of schooling (RLS) on the IPM through the population and spending per capita population in Indonesia in 2020 using path analysis. The data used are HDI data and the total population in 34 provinces of Indonesia in 2020 from the publication book IPM 2020 BPS Indonesia. In this study, path analysis was used because it wanted to estimate the magnitude and significance of the hypothesized causal relationship between a set of variables. The results of path analysis show that the direct effect of AHH, HLS, RLS, and per capita population expenditure on HDI gives statistically significant results, which means that these factors will increase HDI in Indonesia in 2020 with each value of the standard path coefficient estimator being positive, namely 0.33, 0.22, 0.26, and 0.49, respectively. The results of the indirect influence of AHH, HLS, and RLS through the population and spending per capita population on HDI gave results that were not statistically significant.

Keywords: Human development index, path analysis

PENDAHULUAN

Pembangunan adalah suatu proses dalam melakukan perubahan ke arah yang lebih maju. Pembangunan terkait dengan kualitas hidup manusia dengan berbagai aspek, baik dari segi ekonomi maupun pendidikan (Nurkuntari, Fauzi, & Darsyah, 2017). Pada Tahun 1990, *United Nations Development Programme* (UNDP) mengembangkan sebuah tolak ukur kesejahteraan manusia yang dikenal dengan indeks pembangunan manusia (IPM) (BPS, 2022). IPM merupakan indikator penting untuk mengukur keberhasilan dalam upaya membangun kualitas hidup manusia. BPS Indonesia membagi tiga dimensi dasar penyusun indeks pembangunan manusia yakni umur panjang dan hidup sehat, pengetahuan serta standar hidup yang layak.

Dimensi umur panjang dan hidup sehat diwakili oleh faktor angka harapan hidup saat lahir. Angka harapan hidup (AHH) merupakan rata-rata perkiraan lamanya waktu (dalam tahun) yang dijalani oleh seseorang selama hidupnya (BPS, 2022). Dimensi pengetahuan diwakili oleh indikator harapan lama sekolah (HLS) dan rata-rata lama sekolah (RLS) yang merujuk pada kemampuan masyarakat untuk mendapatkan pendidikan, khususnya pendidikan berkualitas baik. HLS adalah lamanya sekolah (dalam tahun) yang diharapkan akan dirasakan oleh anak yang berumur 7 tahun, sedangkan RLS menggambarkan jumlah tahun yang digunakan oleh penduduk usia 25 tahun ke atas dalam menjalani pendidikan formal (BPS, 2022). UNDP menggunakan data pendapatan nasional bruto (PNB) per kapita sebagai faktor dimensi standar hidup yang layak. Namun, data tersebut tidak tersedia di tingkat daerah Indonesia, maka BPS Indonesia menggunakan alternatif lain berupa faktor pengeluaran per kapita penduduk. Faktor pengeluaran per kapita penduduk mencerminkan faktor pendapatan masyarakat dan menggambarkan tingkat kesejahteraan yang dinikmati oleh penduduk sebagai *output* dari membaiknya perekonomian di setiap daerah (BPS, 2022).

Berdasarkan ketiga dimensi penyusun indeks pembangunan manusia tersebut, masing-masing dari faktor ketiga dimensi tersebut memiliki hubungan langsung terhadap IPM maupun terhadap sesama faktor-faktor setiap dimensi. AHH menunjukkan tinggi rendahnya harapan penduduk Indonesia untuk menjalani hidup (BPS, 2022). Hal tersebut tentu berhubungan terhadap faktor lainnya seperti HLS, RLS, pengeluaran perkapita penduduk dan jumlah penduduk serta terhadap IPM. Tinggi rendahnya harapan hidup tersebut akan membuat penduduk untuk mendapatkan pengetahuan dan pendidikan yang maksimal. Sama halnya dengan pengeluaran perkapita penduduk, tinggi rendahnya harapan penduduk untuk hidup akan membuat penduduk melakukan pengeluaran berupa belanja penduduk demi mendapatkan kesejahteraan hidup yang layak. AHH sangat berkaitan dengan angka kelahiran dan angka kematian penduduk, tentu hal tersebut berhubungan dengan jumlah penduduk (BPS, 2022). AHH yang mewakili dimensi umur panjang dan hidup sehat merupakan dimensi penyusun dari IPM. Hal tersebut menunjukkan AHH berhubungan erat dengan IPM. Untuk mengetahui pengaruh langsung maupun pengaruh tak langsung dari faktor AHH, HLS dan RLS terhadap IPM melalui jumlah penduduk dan pengeluaran perkapita penduduk, peneliti menggunakan analisis statistik yakni analisis jalur. Analisis jalur merupakan teknik statistik yang berguna untuk menguji hubungan kausal antara sekumpulan variabel independen dan variabel dependen. Analisis jalur menunjukkan seberapa besar pengaruh langsung, pengaruh tak langsung, dan pengaruh total sejumlah variabel independen (eksogen) terhadap variabel-variabel dependen (endogen) pada suatu model teoritis (Schumaker & Lomax, 2016).

Beberapa penelitian terkait penerapan analisis jalur diantaranya adalah penelitian tentang analisis jalur untuk mengetahui faktor-faktor yang memengaruhi IPM di Kabupaten Tapanuli Utara secara langsung dan tak langsung (Panjaitan & Nasution, 2015). Penelitian menggunakan analisis jalur untuk mengetahui pengaruh faktor-faktor AHH, HLS, dan RLS

terhadap IPM melalui pengeluaran riil per kapita di Provinsi Nusa Tenggara Timur (Arofah & Rohimah, 2019). Berdasarkan beberapa penelitian terkait tersebut, pada penelitian ini dilakukan penerapan analisis jalur pada faktor-faktor yang memengaruhi IPM di Indonesia. Penelitian ini bertujuan untuk mendeskripsikan penerapan analisis jalur dalam menyelidiki pengaruh langsung dan tak langsung dari faktor yang digunakan terhadap IPM di Indonesia dan mendapatkan faktor yang memberikan peningkatan terhadap IPM di Indonesia pada tahun 2020. Variabel yang digunakan pada penelitian ini adalah AHH, HLS, dan RLS sebagai variabel eksogen, jumlah penduduk dan pengeluaran perkapita penduduk sebagai variabel endogen mediator serta IPM sebagai variabel endogen utama.

METODE

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder dari buku publikasi Indeks Pembangunan Manusia 2020 BPS Indonesia. Data yang diambil untuk penelitian ini adalah data IPM yang terdiri atas AHH, HLS, RLS, pengeluaran perkapita penduduk dan IPM, serta data jumlah penduduk dari 34 provinsi di Indonesia. Model yang digunakan untuk mengetahui pengaruh langsung maupun pengaruh tak langsung dari faktor AHH, HLS, dan RLS terhadap IPM melalui jumlah penduduk dan pengeluaran perkapita penduduk, adalah model analisis jalur. Penerapan analisis jalur terbagi menjadi tiga tahapan yaitu pengujian asumsi-asumsi model regresi linear berganda pada model analisis jalur, menentukan indeks kecocokan model analisis jalur dan menentukan penduga koefisien jalur baku dalam diagram jalur.

A. Asumsi Analisis Regresi Linear Berganda

Analisis regresi linear berganda merupakan analisis statistik yang digunakan untuk mengetahui hubungan antara variabel dependen dengan variabel independen. Analisis regresi linear berganda adalah persamaan regresi yang menggambarkan hubungan antara lebih dari satu variabel independen (X) dan satu variabel dependen (Y). Menurut Kutner et al. (2005), hubungan variabel-variabel tersebut dituliskan dalam bentuk persamaan sebagai berikut:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \dots + \beta_{p-1} X_{i,p-1} + \varepsilon_i \quad (1)$$

dengan,

Y_i : variabel dependen ke- i

X_i : variabel independen ke- i

β_0 : intersep

$\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_{p-1}$: koefisien regresi yang bersesuaian dengan variabel independen ke- i

ε_i : galat ke- i yang saling bebas dan berdistribusi $N(0, \sigma^2), i = 1, 2, \dots, n$

Adapun asumsi-asumsi dalam analisis regresi linear berganda sebagai berikut:

1. Asumsi Normalitas

Asumsi normalitas univariat dapat dideteksi dengan uji hipotesis dan nilai *skewness* serta *kurtosis* dari setiap residual model regresi. Dengan menggunakan statistik uji Anderson-Darling, untuk mendeteksi apakah residual setiap model regresi berasal dari populasi berdistribusi normal atau tidak, maka dilakukan pengujian hipotesis (Anderson & Darling, 1954):

Hipotesis,

H_0 : Galat berdistribusi normal

H_1 : Galat tidak berdistribusi normal

Taraf signifikansi:

$\alpha = 0,05$

Statistik uji:

$$AD = -n - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (2i - 1) [\ln F(Z_i) + \ln(1 - F(Z_{n+1-i}))] \quad (2)$$

dengan n adalah ukuran sampel dan $F(Z_i)$ adalah nilai fungsi distribusi kumulatif normal baku di Z_i

Kriteria keputusan:

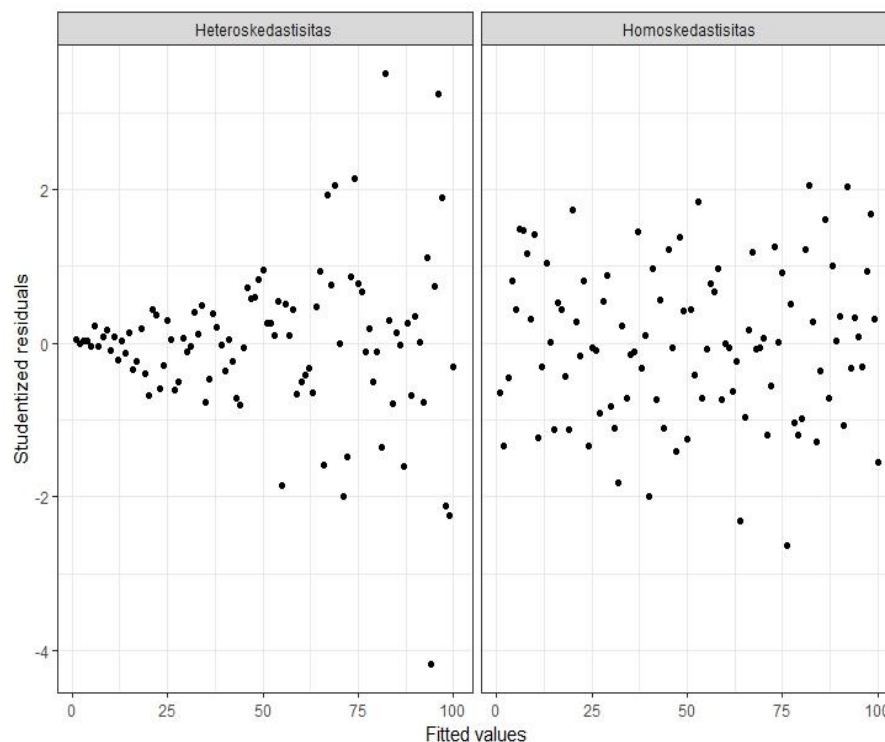
H_0 ditolak jika $p\text{-value} < 0,05$

Berdasarkan kriteria keputusan yang digunakan, yaitu H_0 ditolak jika $p\text{-value} < 0,05$ maka disimpulkan bahwa galat tidak berdistribusi normal dan asumsi normalitas univariat tidak terpenuhi.

Menurut Garson (2012), residual model regresi dinyatakan berdistribusi normal univariat jika nilai *skewness* berada dalam rentang -2 hingga 2. Sama halnya dengan kriteria nilai *skewness*, residual model regresi dinyatakan berdistribusi normal univariat jika nilai *kurtosis* berada dalam rentang -2 hingga 2.

2. Asumsi Heteroskedastisitas

Deteksi heteroskedastisitas dilakukan pada model regresi linear untuk memeriksa apakah terdapat ketidaksamaan varians dari galat pada suatu pengamatan ke pengamatan lainnya. Deteksi heteroskedastisitas dapat dilakukan dengan melihat plot *fitted values* lawan *studentized residual* (Nurmawati & Kismiantini, 2019). Jika pola plot acak atau tidak berpola maka asumsi homoskedastisitas terpenuhi atau tidak terjadi masalah heteroskedastisitas. Namun jika plot terbentuk pola tertentu maka terjadi masalah heteroskedastisitas (Astivia & Zumbo, 2019).



Gambar 1. Plot yang menunjukkan heteroskedastisitas dan homoskedastisitas

Berdasarkan Gambar 1, pada plot bagian kiri yang titik-titik residual plot tersebut membentuk suatu pola yaitu menyempit kemudian melebar, maka berdasarkan plot tersebut terjadi masalah heterokedastisitas. Berbeda dengan plot bagian kanan menunjukkan titik-titik

residual tidak bepola atau menyebar tak menentu. Sehingga pada plot tersebut asumsi homokedastisitas terpenuhi.

Deteksi heteroskedastisitas juga dapat dilakukan dengan menghitung statistik uji Breusch-Pagan (Breusch & Pagan, 1979). Pada statistik uji ini, variansi galat dari persamaan (1) diasumsikan sebagai fungsi dari z_i dan α , $\sigma_i^2 = h(\mathbf{z}_i' \boldsymbol{\alpha})$ sehingga hipotesis nol dari homoskedastisitas dapat dituliskan sebagai $H_0: \alpha_2 = \dots = \alpha_p = 0$ karena $\mathbf{z}_i' \boldsymbol{\alpha} = \alpha_1$ sehingga $\sigma_i^2 = h(\alpha_1) = \sigma^2$ adalah konstan (Breusch & Pagan, 1979). Berikut langkah pengujian hipotesis homoskedastisitas dengan uji Breusch-Pagan.

$H_0: \alpha_2 = \dots = \alpha_p = 0$ (variansi galat konstan)

H_1 : setidaknya terdapat minimal satu $\alpha_k \neq \alpha_p$ (variansi galat tidak konstan)

Taraf signifikansi:

$\alpha = 0,05$

Statistik uji:

$$BP = \frac{1}{2} \mathbf{f}' \mathbf{Z} (\mathbf{Z}' \mathbf{Z})^{-1} \mathbf{Z}' \mathbf{f} \quad (3)$$

$$f_i = \left(\frac{e_i^2}{\hat{\sigma}^2} \right) - 1 \quad (4)$$

dengan,

e_i : residual untuk pengamatan ke- i

$\hat{\sigma}^2$: penduga variansi galat

\mathbf{Z} : memiliki elemen dari matriks \mathbf{X}

Kriteria keputusan:

H_0 ditolak jika $BP > \chi_{0,05(p-1)}^2$ atau H_0 ditolak jika $p\text{-value} < 0,05$

dengan p adalah banyaknya parameter.

Berdasarkan kriteria keputusan yang digunakan, yaitu H_0 ditolak jika $p\text{-value} < 0,05$ maka disimpulkan bahwa terjadi masalah heteroskedastisitas atau variansi galat tidak sama.

3. Asumsi Multikolinearitas

Deteksi multikolinearitas dilakukan untuk mengetahui apakah pada suatu model regresi linear berganda ditemukan adanya korelasi antar variabel independen (Ghozali, 2016). Deteksi multikolinearitas dapat diketahui dengan melihat nilai *Variance Inflation Factor* (VIF). Gujarati (2002) merumuskan nilai VIF sebagai berikut:

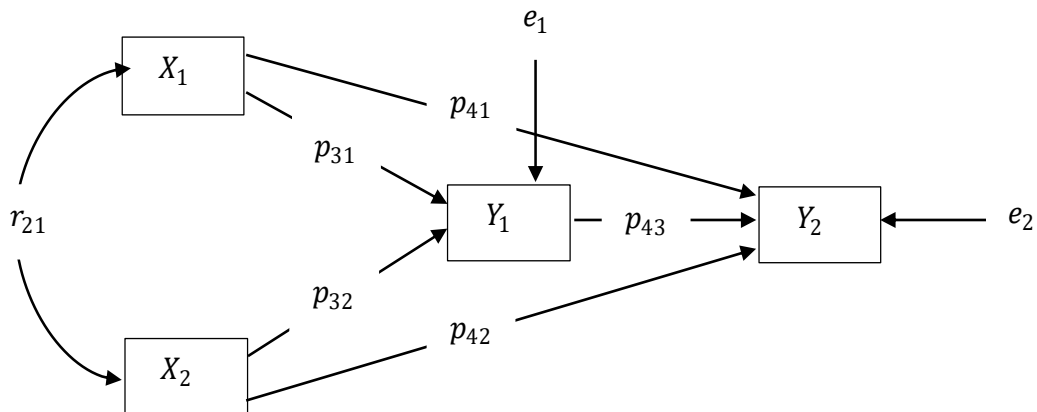
$$VIF = \frac{1}{(1-R_j^2)} \quad (5)$$

R_j^2 : koefisien determinasi dari persamaan regresi

Jika nilai $VIF < 10$ maka disimpulkan bahwa tidak terjadi masalah multikolinearitas (Gujarati, 2002).

B. Diagram Jalur dan Model Analisis Jalur

Diagram jalur adalah diagram yang menghubungkan beberapa variabel secara berurutan yaitu antara variabel eksogen, variabel moderator dan variabel endogen. Pola hubungan dalam model analisis jalur ditunjukkan dengan menggunakan panah. Tanda panah tunggal menunjukkan adanya hubungan sebab akibat antara variabel eksogen (X_1 dan X_2) dengan variabel endogen (Y_1 dan Y_2) (Schumaker & Lomax, 2016). Pada Gambar 2, variabel ketiga tersebut berfungsi sebagai variabel mediator. Panah juga menghubungkan residual e_1 dan e_2 untuk semua variabel endogen (Schumaker & Lomax, 2016). Panah ganda menunjukkan korelasi antara pasangan variabel eksogen (r_{21}).



Gambar 2. Diagram jalur

Berdasarkan Gambar 2, terdapat dua variabel endogen yaitu Y_1 dan Y_2 . Persamaan diagram jalur dari Gambar 2 dapat dibentuk sebagai berikut:

$$Y_1 = i_1 + p_{31}X_1 + p_{32}X_2 + e_1 \quad (6)$$

$$Y_2 = i_2 + p_{41}X_1 + p_{42}X_2 + p_{43}Y_1 + e_2 \quad (7)$$

Dari Gambar 2 dan persamaan model analisis jalur (6) dan (7), maka diberikan persamaan koefisien jalur variabel eksogen terhadap variabel endogen yang diuraikan pada persamaan (8) sebagai berikut:

$$\begin{aligned} r_{X_1Y_1} &= p_{31}r_{X_1X_1} + p_{32}r_{X_1X_2} = p_{31} + p_{32}r_{X_1X_2} \\ r_{X_2Y_1} &= p_{31}r_{X_2X_1} + p_{32}r_{X_2X_2} = p_{31}r_{X_2X_1} + p_{32} \\ r_{X_1Y_2} &= p_{41}r_{X_1X_1} + p_{43}r_{X_1Y_1} + p_{42}r_{X_1X_2} + p_{43}r_{X_2Y_1} \\ &= p_{41} + p_{43}r_{X_1Y_1} + p_{42}r_{X_1X_2} + p_{43}r_{X_2Y_1} \\ r_{X_2Y_2} &= p_{42}r_{X_2X_2} + p_{43}r_{X_2Y_1} + p_{41}r_{X_2X_1} + p_{43}r_{X_1Y_1} \\ &= p_{42} + p_{43}r_{X_2Y_1} + p_{41}r_{X_2X_1} + p_{43}r_{X_1Y_1} \\ r_{Y_1Y_2} &= p_{43}r_{Y_1Y_1} + p_{41}r_{Y_1X_1} + p_{41}r_{Y_1X_2} + p_{42}r_{Y_1X_2} + p_{42}r_{Y_1X_1} \\ &= p_{43} + p_{41}r_{Y_1X_1} + p_{41}r_{Y_1X_2} + p_{42}r_{Y_1X_2} + p_{42}r_{Y_1X_1} \end{aligned} \quad (8)$$

Berdasarkan Gambar 2 dan persamaan (6) dan (7), terdapat pengaruh langsung variabel eksogen X_1 terhadap variabel endogen Y_1 dengan simbol p_{31} . Sama halnya dengan pengaruh langsung variabel eksogen X_2 terhadap variabel endogen Y_1 dengan simbol p_{32} . Kemudian pengaruh langsung variabel eksogen X_1 terhadap variabel endogen Y_2 dengan simbol p_{41} dan pengaruh tak langsung terhadap variabel endogen Y_2 melalui variabel endogen Y_1 dengan simbol $p_{31} \times p_{43}$. Sama halnya dengan pengaruh langsung variabel eksogen X_2 terhadap variabel endogen Y_2 dengan simbol p_{42} dan pengaruh tak langsung terhadap variabel endogen Y_2 melalui variabel endogen Y_1 dengan simbol $p_{32} \times p_{43}$. Terakhir terdapat pengaruh langsung variabel endogen Y_1 terhadap variabel endogen Y_2 dengan simbol p_{43} .

Model analisis jalur berdasarkan diagram jalur pada Gambar 2 terdiri dari dua model regresi linear berganda yaitu persamaan (6) dan (7) yang disusun secara simultan. Asumsi-asumsi pada model analisis jalur hampir sama dengan model regresi linear berganda dengan asumsi normalitas multivariat perlu diselidiki. Asumsi normalitas multivariat dilakukan untuk menguji apakah residual-residual dari model analisis jalur berdistribusi normal multivariat (Johnson & Wichern, 2007). Cara untuk mendeteksi apakah residual keseluruhan model regresi yang diuji berdistribusi normal multivariat atau tidak, yaitu dengan menggunakan

statistik uji Henze-Zirkler. Henze & Zirkler (1990), merumuskan statistik uji normalitas multivariat sebagai berikut:

$$HZ = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n e^{-\frac{\beta^2}{2} D_{ij}} - 2(1 + \beta^2)^{-\frac{p}{2}} \sum_{i=1}^n e^{\frac{\beta^2}{2(1+\beta^2)} D_i} + n(1 + \beta^2)^{-\frac{p}{2}} \quad (9)$$

p : jumlah variabel dependen

$$\beta = \frac{1}{\sqrt{2}} \left(\frac{n(2p+1)}{4} \right)^{\frac{1}{p+4}}$$

$$D_{ij} = (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j)' \mathbf{S}^{-1} (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j)$$

$$D_i = (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})' \mathbf{S}^{-1} (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}}) = m_{ii}$$

dengan D_i adalah kuadrat jarak Mahalanobis pengamatan ke- i ke *centroid* dan D_{ij} adalah kuadrat jarak Mahalanobis antara pengamatan ke- i dan ke- j .

Kriteria keputusan:

H_0 ditolak jika $p\text{-value} < 0,05$

Berdasarkan kriteria keputusan yang digunakan, yaitu H_0 ditolak jika $p\text{-value} < 0,05$ maka disimpulkan bahwa sekumpulan galat tidak berdistribusi normal multivariat dan asumsi normalitas multivariat tidak terpenuhi. Jika terjadi pelanggaran asumsi normalitas multivariat pada model analisis jalur, maka digunakan bootstrap pada tahap pengepasan model analisis jalur dan penghitungan koefisien jalur dengan fungsi *sem()* dari paket *lavaan* (Rosseel, 2012) dalam *software R* (R Core Team, 2022).

Bootstrap adalah metode berbasis komputer untuk menentukan ukuran akurasi estimasi statistik (Efron & Tibshirani, 1993). Dalam model analisis jalur, bootstrap digunakan untuk mengestimasi *standard error* dari estimator guna memperoleh interval kepercayaan bagi parameter. Efron & Tibshirani (1993), merumuskan algoritma bootstrap untuk estimasi *standard error* yakni:

$$\widehat{se}_B = \left\{ \sum_{b=1}^B [\hat{\theta}^*(b) - \hat{\theta}^*(\cdot)]^2 / (B - 1) \right\}^{1/2} \quad (10)$$

dengan $\hat{\theta}^*(\cdot) = \sum_{b=1}^B \hat{\theta}^*(b) / B$, yang mana $\hat{\theta}^*(b) = s(\mathbf{x}^{*b})$, dan $b = 1, 2, \dots, B$.

Dalam estimasi parameter pada model analisis jalur, metode estimasi yang digunakan adalah *Maximum Likelihood* (ML). Fungsi ML sering digunakan untuk pengepasan model dalam *structural equation modeling* (SEM) terutama analisis jalur. Gana & Broc (2019) merumuskan fungsi ML yakni:

$$F_{ML}(\hat{\theta}) = \ln|\hat{\Sigma}| - \ln|\mathbf{S}| + \text{tr}(\mathbf{S}\hat{\Sigma}^{-1}) - (p + q) \quad (11)$$

dengan \mathbf{S} adalah matriks korelasi yang diamati, $\hat{\Sigma}$ adalah matriks kovariansi yang dihasilkan dan $\hat{\Sigma}^{-1}$ adalah invers dari matriks kovariansi yang dihasilkan. Pada model analisis jalur, estimasi ML dengan bootstrap dilakukan jika terjadi pelanggaran asumsi normalitas multivariat pada model analisis jalur (Gana & Broc, 2019).

C. Indeks Kecocokan Model

Menurut Gana & Broc (2019) indeks kecocokan model terbagi menjadi tiga kategori yang berbeda, ketiga kategori tersebut adalah indeks kecocokan absolut, indeks kecocokan *parsimonious* dan indeks kecocokan *incremental*. Hu & Bentler (1999) memberikan rekomendasi terkait indeks paling umum yang digunakan untuk menentukan kecocokan model pada data. Berbagai indeks kecocokan model tersebut dirumuskan sebagai berikut:

1. Statistik χ^2

Hipotesis,

H_0 : Matriks residual adalah nol (tidak ada perbedaan antara variansi/kovariansi estimasi dari model dengan variansi/kovariansi sampel teramati)

H_1 : Matriks residual bukan nol (ada perbedaan antara variansi/kovariansi estimasi dari model dengan variansi/kovariansi sampel teramati)

Taraf signifikansi:

$$\alpha = 0,05$$

Statistik uji:

$$\chi^2 = f_{ML}(n - 1) \tag{12}$$

dengan $f_{ML} = F(\mathbf{S}, \hat{\Sigma})$

yang mana,

n : ukuran sampel

\mathbf{S} : matriks korelasi yang diamati

$\hat{\Sigma}$: matriks korelasi yang dihasilkan

Kriteria keputusan:

H_0 ditolak jika $\chi_{hit}^2 > \chi_{df}^2$ dengan $df = \left[\frac{p(p+1)}{2} \right] - t$, dengan p adalah banyaknya variabel yang diamati dan t adalah banyaknya parameter yang diestimasi dalam model.

Nilai χ^2 besar menyatakan pengepasan model yang buruk, nilai χ^2 kecil menyatakan pengepasan model yang baik dan nilai χ^2 sebesar nol menyatakan pengepasan model yang sempurna.

2. *Standardized Root Mean-Square Residual (SRMR)*

SRMR adalah versi terstandarisasi dari *root mean-square residual (RMR)*. Hu & Bentler, (1999); dan Muthén, (1998-2004) merumuskan SRMR sebagai berikut:

$$SRMR = \sqrt{\sum_j \sum_{k < j} r_{jk}^2 / e} \tag{13}$$

dengan $e = p(p + 1)/2$ dengan p adalah banyaknya variabel dan r_{jk} adalah residual dalam matriks korelasi

$$r_{ij} = \frac{S_{jk}}{\sqrt{S_{jj}\sqrt{S_{kk}}} - \frac{\hat{\sigma}_{jk}}{\sqrt{\hat{\sigma}_{jj}\sqrt{\hat{\sigma}_{kk}}}} \tag{14}$$

dengan S_{jk} adalah elemen-elemen dalam matriks variansi/kovariansi teramati \mathbf{S} , $\hat{\sigma}_{jk}$ adalah elemen-elemen dalam matriks variansi/kovariansi diestimasi dari model $\hat{\Sigma}$. Ketika $\hat{\sigma}_{jj} = S_{jj}$ dan $\hat{\sigma}_{kk} = S_{kk}$ maka ini sesuai dengan definisi yang diberikan oleh Hu & Bentler (1999).

3. *Weighted Root Mean-Square Residual (WRMR)*

Muthén (1998-2004) merumuskan WRMR sebagai berikut:

$$WRMR = \left\{ \frac{\sum \sum (S_{jk} - \hat{\sigma}_{jk})^2}{v_{jk}} / e \right\}^{1/2} \tag{15}$$

dengan,

S_{jk} : elemen-elemen dalam matriks variansi/kovariansi teramati \mathbf{S}

$\hat{\sigma}_{jk}$: elemen-elemen dalam matriks variansi/kovariansi diestimasi dari model $\hat{\Sigma}$

v_{jk} : penduga variansi asimtotik dari S_{jk}

e : $p(p + 1)/2$ dengan p adalah banyaknya variabel

4. *Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA)*

RMSEA adalah aproksimasi ukuran kesalahan baku. Hu & Bentler (1999) merumuskan RMSEA sebagai berikut:

$$RMSEA = \sqrt{\frac{(\chi_S^2 - df_S)/n}{df_S}} = \sqrt{\frac{\left(\frac{\chi_S^2}{df_S} \right) - 1}{n}} \tag{16}$$

dengan,

χ^2 : nilai *chi-square* dari model dasar

χ_S^2 : nilai *chi-square* dari model yang ditentukan

- df : nilai derajat bebas dari model dasar
- df_s : nilai derajat bebas dari model yang ditentukan
- n : ukuran sampel

5. *Akaike Information Criterion (AIC)* dan *Bayesian Information Criterion (BIC)*
 Statistik informasi kriteria sering kali digunakan pada perbandingan model. Bentuk umum statistik kriteria informasi dirumuskan oleh Socolow (1987) yakni:

$$-2\ln(L) + a(n)m$$

dengan,

$$AIC = -2\ln(L) + 2m$$

$$BIC = -2\ln(L) + \ln(n) m \tag{17}$$

- dengan,
- L : *log-likelihood* dari model yang diestimasi
- $a(n)$: suatu fungsi dari ukuran sampel
- m : jumlah parameter bebas yang akan diestimasi dalam model

6. *Comparative Fit Index (CFI)*

CFI digunakan untuk membandingkan model yang ditentukan sesuai dengan model null yang mengasumsikan kovariansi antara variabel yang diamati adalah nol. Bentler (1990) merumuskan CFI sebagai berikut:

$$CFI = \frac{d_{null} - d_{specified}}{d_{null}} \tag{18}$$

- dengan,
- d : $(\chi^2 - df)$
- d_{null} : nilai derajat bebas dari model null
- $d_{specified}$: nilai derajat bebas dari model yang ditentukan

7. *Tucker-Lewis Index (TLI)*

TLI disebut juga *non-normed fit index (NNFI)* oleh Bentler dan Bonett (1980). TLI dirumuskan sebagai berikut:

$$TLI = \frac{\left(\frac{\chi_{null}^2}{d_{null}} - \frac{\chi_{specified}^2}{d_{specified}}\right)}{\left(\frac{\chi_{null}^2}{d_{null}} - 1\right)} \tag{19}$$

- dengan,
- χ^2 : nilai *chi-square*
- χ_{null}^2 : nilai *chi-square* dari model null
- $\chi_{specified}^2$: nilai *chi-square* dari model yang ditentukan
- d : $(\chi^2 - df)$
- d_{null} : nilai derajat bebas dari model null
- $d_{specified}$: nilai derajat bebas dari model yang ditentukan

Berdasarkan beberapa indeks kecocokan model diatas, Gana & Broc (2019) merangkum kriteria *fit* dari berbagai indeks kecocokan model yang disajikan pada Tabel 1.

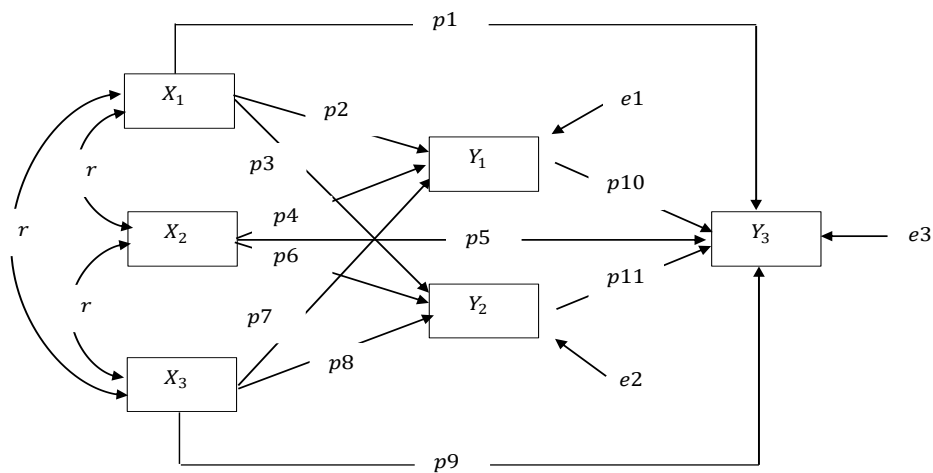
Tabel 1. Indeks kecocokan model analisis jalur

Indeks	Nilai
<i>Standardized Root Mean-Square Residual (SRMR)</i>	$\leq 0,08 = good fit$
<i>Weighted Root Mean-Square Residual (WRMR)</i>	$\leq 1,00 = good fit$

Indeks	Nilai
Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA)	$\leq 0,05 = \text{very good fit}$ $\leq 0,06 \text{ and } \leq 0,08 = \text{good fit}$
Akaike Information Criterion (AIC)	<i>the lower value of this index, the better the fit</i>
Bayesian Information Criterion (BIC)	<i>the lower value of this index, the better the fit</i>
Comparative Fit Index (CFI)	$\geq 0,90 \text{ and } \leq 0,94 = \text{good fit}$ $\geq 0,95 = \text{very good fit}$
Tucker-Lewis Index (TLI)	$\geq 0,90 \text{ and } \leq 0,94 = \text{good fit}$ $\geq 0,95 = \text{very good fit}$

HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini dilakukan untuk membuktikan adanya pengaruh yang signifikan antara AHH (X_1), HLS (X_2), dan RLS (X_3) sebagai variabel eksogen terhadap IPM (Y_3) sebagai variabel endogen utama dengan jumlah penduduk (Y_1) dan pengeluaran per kapita penduduk (Y_2) sebagai variabel endogen mediator. Peneliti menguji diagram jalur untuk pengaruh AHH (X_1), HLS (X_2), RLS (X_3) terhadap IPM (Y_3) melalui jumlah penduduk (Y_1) dan pengeluaran per kapita penduduk (Y_2) yang disajikan pada Gambar 3.



Gambar 3. Diagram jalur untuk faktor-faktor IPM

Dari Gambar 3 dapat diperoleh model analisis jalur yang terdiri dari tiga model regresi linear berganda berikut:

$$Y_1 = i_1 + p_2X_1 + p_4X_2 + p_6X_3 + e_1 \quad (20)$$

$$Y_2 = i_2 + p_3X_1 + p_6X_2 + p_8X_3 + e_2 \quad (21)$$

$$Y_3 = i_3 + p_1X_1 + p_5X_2 + p_9X_3 + p_{10}Y_1 + p_{11}Y_2 + e_3 \quad (22)$$

dengan $e_j \sim N(0, \sigma^2), j = 1, 2, 3$.

Hasil

A. Pengujian Asumsi Klasik pada Setiap Model Regresi

1. Asumsi Normalitas

Asumsi normalitas dapat dilakukan dengan pengujian normal univariat dan normalitas multivariat. Pengujian normal univariat dihitung menggunakan *software* Rstudio dengan fungsi *Skew()* dan *Kurt()* dari paket *DescTools* (Signorell, et al., 2016) serta fungsi *mvn()* dari paket *MVN* (Korkmaz, Goksuluk, & Zararsiz, 2014). Berdasarkan model analisis jalur pada Gambar 3 maka dilakukan uji hipotesis normalitas pada Tabel 2.

Tabel 2. Deteksi asumsi normalitas berdasarkan data residual dari setiap model regresi linear

Residual	Statistik Uji Anderson-Darling	<i>P-value</i>	<i>Skewness</i>	<i>Kurtosis</i>
Model Regresi 1	1,539	0,000	1,563	2,521
Model Regresi 2	0,355	0,439	0,278	-0,585
Model Regresi 3	1,491	0,000	-1,253	0,993

Berdasarkan Tabel 2, dengan *p-value* pada model regresi 1 dan model regresi 3 sebesar $0,000 < 0,05$, maka disimpulkan bahwa H_0 ditolak artinya galat pada kedua model regresi tersebut tidak berdistribusi normal dan asumsi normalitas tidak terpenuhi. Sedangkan *p-value* pada model regresi 2 sebesar $0,355 > 0,05$ maka disimpulkan bahwa H_0 diterima artinya galat pada model regresi 2 berdistribusi normal dan asumsi normalitas terpenuhi. Berbeda dengan hasil nilai *skewness* dan *kurtosis*, dengan kriteria nilainya adalah -2 hingga 2, maka disimpulkan bahwa galat pada model regresi 2 dan model regresi 3 yang berdistribusi normal. Sedangkan pada galat pada model regresi 1 tidak berdistribusi normal.

Pengujian normalitas multivariat dilakukan dengan *software* Rstudio menggunakan fungsi *mvn()*. Berdasarkan model analisis jalur pada Gambar 3, maka hasil asumsi normalitas multivariat untuk keseluruhan model regresi linear disajikan dalam Tabel 3.

Tabel 3. Deteksi asumsi normalitas multivariat berdasarkan data residual dari keseluruhan model regresi linear

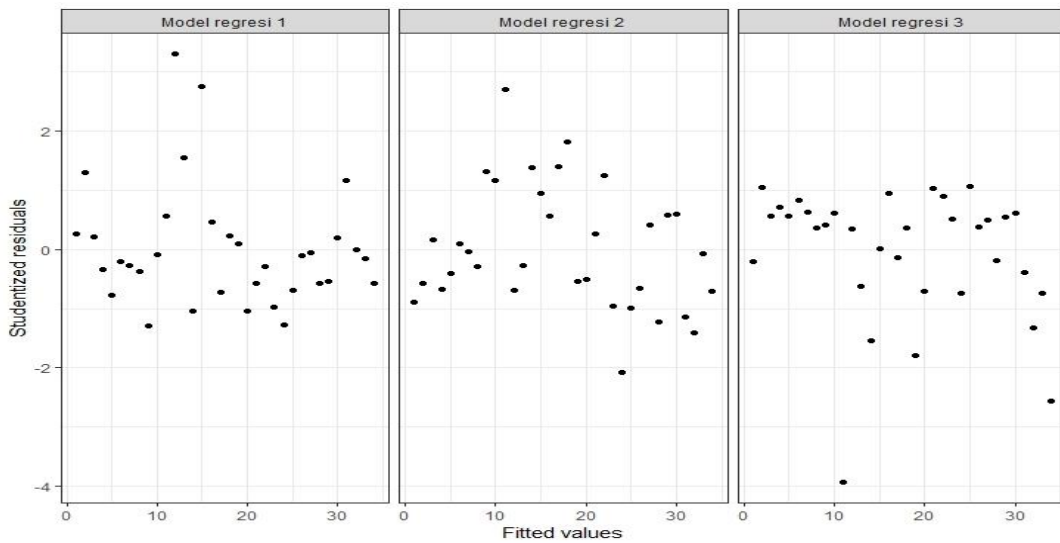
Residual	Statistik Uji Henze-Zirkler	<i>P-value</i>	Berdistribusi Normal Multivariat
Model Regresi 1, Model Regresi 2, Model Regresi 3	1,453	0,000	Tidak

Berdasarkan Tabel 3, dengan *p-value* sebesar $0,000 < 0,05$, maka disimpulkan bahwa H_0 ditolak artinya galat pada keseluruhan model regresi linear tidak berdistribusi normal multivariat dan asumsi normalitas multivariat tidak terpenuhi. Hasil dari asumsi normalitas univariat dan asumsi normalitas multivariat menyatakan pelanggaran asumsi normalitas, maka selanjutnya digunakan bootstrap pada tahap pengepasan model analisis jalur (Gana & Broc, 2019) dan penghitungan koefisien jalur dengan fungsi *sem()* dari paket *lavaan* (Rosseel, 2012) dalam *software* Rstudio.

2. Asumsi Heterokedastisitas

Terjadinya masalah heteroskedastisitas dapat dideteksi dengan membuat plot *fitted values* lawan *studentized residuals*. Plot tersebut dibuat menggunakan *software* Rstudio.

Berdasarkan model analisis jalur pada Gambar 3, hasil plot *fitted values vs studentized residual* pada setiap model regresi disajikan pada Gambar 4.



Gambar 4. Plot deteksi heterokedastisitas pada setiap model regresi

Berdasarkan Gambar 4, terlihat bahwa titik-titik residual dalam plot pada setiap model regresi tidak berpola atau titik-titik residual menyebar secara acak, maka disimpulkan bahwa pada setiap model regresi tidak terjadi masalah heterokedastisitas. Statistik uji Breusch-Pagan dihitung menggunakan *software* Rstudio dengan fungsi `bptest()` dari paket `lmtest` (Zeileis, 2022). Berdasarkan model analisis jalur pada persamaan (20), (21), dan (22), maka hasil deteksi heterokedastisitas untuk setiap model regresi linear disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Deteksi heterokedastisitas dari setiap model regresi linear

Model Regresi	Statistik Uji Breusch-Pagan	<i>P-value</i>	Terjadi Masalah Heteroskedastisitas
Model Regresi 1	6,278	0,098	Tidak
Model Regresi 2	6,532	0,088	Tidak
Model Regresi 3	8,630	0,124	Tidak

Berdasarkan Tabel 4, hasil *p-value* pada setiap model regresi menunjukkan $> 0,05$ yang artinya H_0 diterima, maka disimpulkan bahwa pada setiap model regresi tidak terjadi masalah heterokedastisitas atau variansi galat konstan. Berdasarkan hasil plot *fitted values vs studentized residual* dan statistik uji Breusch-Pagan maka disimpulkan bahwa pada setiap model regresi tidak terjadi masalah heterokedastisitas atau variansi galat konstan.

3. Asumsi Multikolinearitas

Deteksi multikolinearitas dapat dilakukan dengan melihat nilai VIF. Deteksi multikolinearitas tersebut dihitung menggunakan fungsi `vif()` dengan paket `car` dalam *software* Rstudio (Fox, 2022). Berdasarkan model analisis jalur pada Gambar 3, diperoleh nilai VIF untuk setiap variabel independen model regresi linear dengan kriteria keputusan yakni $VIF < 10$ yang disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Deteksi multikolinearitas pada setiap model regresi linear

Model Regresi	Variabel Independen	Nilai VIF	Terjadi Masalah Multikolinearitas
Model Regresi 1	AHH (X_1)	1,209	Tidak
	HLS (X_2)	1,289	
	RLS (X_3)	1,474	
Model Regresi 2	AHH (X_1)	1,209	Tidak
	HLS (X_2)	1,289	
	RLS (X_3)	1,474	
Model Regresi 3	AHH (X_1)	1,882	Tidak
	HLS (X_2)	1,358	
	RLS (X_3)	2,076	
	Jumlah Penduduk (Y_1)	1,371	
	Pengeluaran Perkapita Penduduk (Y_2)	1,933	

Berdasarkan Tabel 5, dengan kriteria keputusan $VIF < 10$, maka setiap model regresi linear tidak mengalami masalah mutikolinearitas.

B. Indeks Kecocokan Model Analisis Jalur

Pengepasan model analisis jalur berdasarkan diagram jalur pada Gambar 3 dilakukan untuk melihat apakah model analisis jalur yang digunakan sesuai dengan data. Berdasarkan hasil pengecekan asumsi normalitas multivariat terjadi pelanggaran asumsi normalitas multivariat, maka pada pengepasan ini menggunakan fungsi *sem()* dari paket *lavaan* (Rosseel, 2012) dengan bootstrap pada program Rstudio, hasil pengepasan model analisis jalur diperoleh dalam Tabel 6.

Tabel 6. Indeks kecocokan model analisis jalur IPM

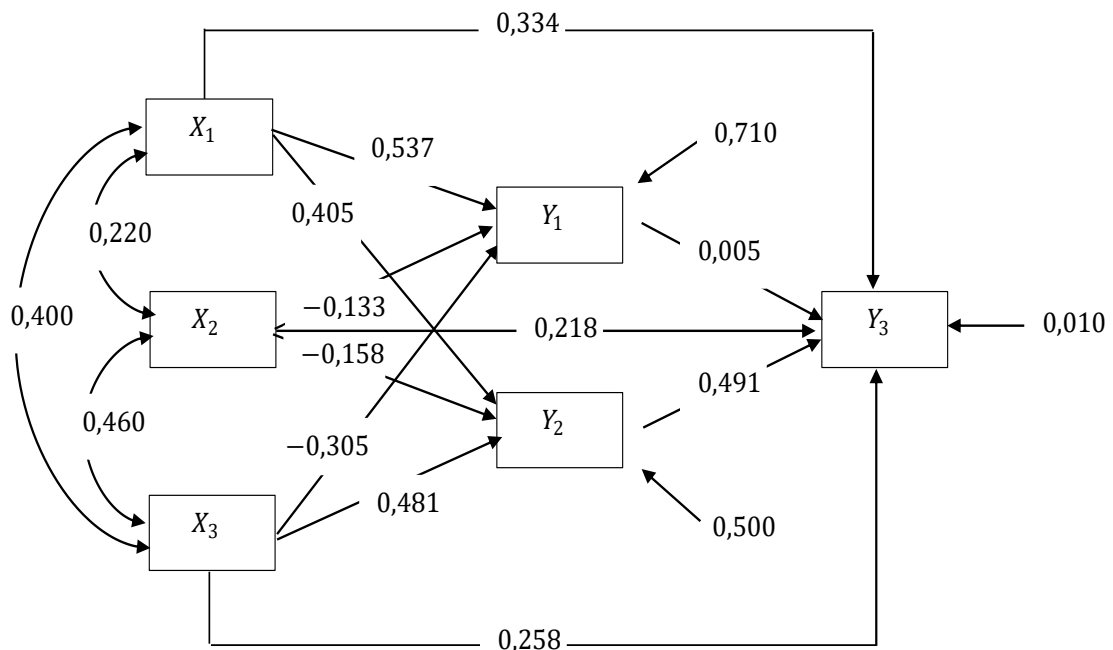
Indeks	Nilai
Statistik χ^2	0,105 (p-value = 0,745)
<i>Comparative Fit Index</i> (CFI)	1,000
<i>Tucker-Lewis Index</i> (TLI)	1,055
<i>Akaike Information Criterion</i> (AIC)	107.980
<i>Bayesian Information Criterion</i> (BIC)	129.349

Indeks	Nilai
Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA)	0,000
Standardized Root Mean-Square Residual (SRMR)	0,008

Berdasarkan Tabel 6, pada Statistik χ^2 sebesar 0,105 dan p-value sebesar 0,745 mengindikasikan bahwa model analisis jalur yang digunakan sesuai dengan data. Kemudian pada CFI dan TLI masing-masing dengan nilai 1,000 dan 1,055 yang mana $> 0,95$ yang berarti bahwa model analisis jalur yang digunakan sangat sesuai dengan data. Selanjutnya pada RMSEA dan SRMR masing-masing dengan nilai 0,000 dan 0,008 yang mana $< 0,08$ yang berarti bahwa model analisis jalur yang digunakan sesuai dengan data. Dari pengepasan model analisis jalur diperoleh nilai AIC dan BIC berturut-turut sebesar 107,980 dan 129,349. Dari kelima indeks kecocokan model menunjukkan bahwa model analisis jalur yang digunakan sesuai dengan data.

C. Hasil Analisis Jalur

Pada penentuan model analisis jalur dalam penelitian ini, ada tiga model regresi linear dari pengaruh langsung variabel eksogen terhadap variabel endogen, termasuk variabel endogen mediator yaitu jumlah penduduk (Y_1), pengeluaran per kapita penduduk (Y_2) serta variabel endogen utama yaitu IPM (Y_3) dan tiga model regresi linear pengaruh tak langsung variabel eksogen terhadap variabel endogen utama yaitu IPM (Y_3). Hasil dari model analisis jalur tersebut disajikan pada Gambar 5.



Gambar 5. Diagram jalur dan koefisien jalur

1. Model analisis jalur pengaruh langsung AHH, HLS, RLS terhadap jumlah penduduk

Tabel 7. Nilai model analisis jalur pengaruh langsung AHH, HLS, RLS terhadap jumlah penduduk

Variabel Independen	Nilai Penduga Koefisien Jalur Baku	<i>P-value</i>
AHH (X_1)	0,537*	0,022
HLS (X_2)	-0,133	0,465
RLS (X_3)	-0,305	0,176

* signifikan pada $\alpha = 0,05$

Berdasarkan Gambar 5 dan Tabel 7, masing-masing variabel eksogen memberikan nilai penduga koefisien jalur baku yang berbeda atau memberikan pengaruh langsung terhadap variabel endogen mediator jumlah penduduk (Y_1). Penduga koefisien jalur baku AHH terhadap jumlah penduduk sebesar 0,537 dan $p\text{-value} = 0,022$, maka $p\text{-value} = 0,022 < 0,05$ yang berarti signifikan secara statistik dengan koefisien positif. Penduga koefisien jalur baku HLS dan RLS terhadap jumlah penduduk masing-masing sebesar -0,133 dan -0,305 dan masing-masing $p\text{-value}$ sebesar 0,465 dan 0,176 yang berarti tidak signifikan secara statistik dengan koefisien negatif.

2. Model analisis jalur pengaruh langsung AHH, HLS, RLS terhadap pengeluaran per kapita penduduk

Tabel 8. Nilai model analisis jalur pengaruh langsung AHH, HLS, RLS terhadap pengeluaran per kapita penduduk

Variabel Independen	Nilai Penduga Koefisien Jalur Baku	<i>P-value</i>
AHH (X_1)	0,405*	0,003
HLS (X_2)	-0,158	0,440
RLS (X_3)	0,481*	0,050

* signifikan pada $\alpha = 0,05$

Berdasarkan Gambar 5 dan Tabel 8, masing-masing variabel eksogen memberikan nilai penduga koefisien jalur baku yang berbeda atau memberikan pengaruh langsung terhadap variabel endogen mediator pengeluaran per kapita penduduk (Y_2). Penduga koefisien jalur baku HLS terhadap pengeluaran per kapita penduduk sebesar -0,158 dan $p\text{-value} = 0,440$, dengan $p\text{-value} = 0,440 > 0,05$ yang berarti tidak signifikan secara statistik dengan koefisien negatif. Penduga koefisien jalur baku AHH dan RLS terhadap pengeluaran per kapita penduduk masing-masing sebesar 0,405 dan 0,481 dan masing-masing $p\text{-value}$ sebesar 0,003 dan 0,050 yang berarti signifikan secara statistik dengan koefisien positif.

3. Model analisis jalur pengaruh langsung AHH, HLS, RLS, jumlah penduduk dan pengeluaran per kapita penduduk terhadap IPM

Tabel 9. Nilai model analisis jalur pengaruh langsung AHH, HLS, RLS, jumlah penduduk, dan pengeluaran per kapita penduduk terhadap IPM

Variabel Independen	Nilai Penduga Koefisien Jalur Baku	<i>P-value</i>
AHH (X_1)	0,334*	0,000
HLS (X_2)	0,218*	0,000
RLS (X_3)	0,258*	0,000
Jumlah Penduduk (Y_1)	0,005	0,767
Pengeluaran Perkapita Penduduk (Y_2)	0,491*	0,000

* signifikan pada $\alpha = 0,05$

Berdasarkan Gambar 5 dan Tabel 9, masing-masing variabel eksogen maupun variabel endogen mediator memberikan nilai penduga koefisien jalur baku yang berbeda atau memberikan pengaruh sendiri terhadap variabel endogen utama IPM (Y_3). Penduga koefisien jalur baku jumlah penduduk terhadap IPM sebesar 0,005 dan $p\text{-value} = 0,767$, maka $p\text{-value} = 0,767 > 0,05$ yang artinya tidak signifikan secara statistik dengan koefisien positif. Penduga koefisien jalur baku AHH, HLS, RLS dan pengeluaran per kapita penduduk terhadap IPM masing-masing sebesar 0,334, 0,218, 0,258 dan 0,491 dan masing-masing $p\text{-value} = 0,000$ yang berarti signifikan secara statistik dengan koefisien positif.

4. Model analisis jalur pengaruh tak langsung AHH, HLS, RLS melalui jumlah penduduk dan pengeluaran per kapita penduduk terhadap IPM

Tabel 10. Hasil model analisis jalur pengaruh tak langsung AHH, HLS, RLS melalui jumlah penduduk dan pengeluaran per kapita penduduk terhadap IPM

Variabel Independen	Nilai Penduga Koefisien Jalur Baku	<i>P-value</i>
AHH (X_1) melalui Jumlah Penduduk (Y_1) dan Pengeluaran Perkapita Penduduk (Y_2)	0,001	0,717
HLS (X_2) melalui Jumlah Penduduk (Y_1) dan Pengeluaran Perkapita Penduduk (Y_2)	0,000	0,905
RLS (X_3) melalui Jumlah Penduduk (Y_1) dan Pengeluaran Perkapita Penduduk (Y_2)	-0,000	0,784

Berdasarkan Gambar 5 dan Tabel 10, masing-masing variabel eksogen melalui variabel endogen mediator memberikan nilai penduga koefisien jalur baku yang berbeda atau memberikan pengaruh tak langsung terhadap variabel endogen utama IPM (Y_3). Penduga koefisien jalur baku RLS melalui jumlah penduduk dan pengeluaran per kapita

penduduk terhadap IPM sebesar -0,000 dan $p\text{-value} = 0,784$, maka $p\text{-value} = 0,784 > 0,05$ yang berarti tidak signifikan secara statistik dengan koefisien negatif. Penduga koefisien jalur baku AHH dan HLS terhadap IPM masing-masing sebesar 0,001, 0,000 dan $p\text{-value} = 0,717, 0,905$ yang berarti tidak signifikan secara statistik dengan koefisien positif.

5. Pengaruh Langsung, Pengaruh Tak Langsung dan Pengaruh Total

Setelah melakukan penghitungan model dan diagram jalur, berdasarkan nilai penduga koefisien jalur baku pada pengaruh langsung dan pengaruh tak langsung dari variabel eksogen yakni AHH, HLS dan RLS yang dibakukan terhadap variabel endogen utama IPM ditunjukkan secara detail pada Tabel 11.

Tabel 11. Nilai penduga pengaruh koefisien baku IPM langsung, tak langsung dan total

Variabel Independen	Pengaruh Langsung	Pengaruh Tak Langsung	Pengaruh Total
AHH (X_1)	0,334*	0,001	0,335*
HLS (X_2)	0,218*	0,000	0,218*
RLS (X_3)	0,258*	-0,000	0,258*
Jumlah Penduduk (Y_1)	0,005		0,005
Pengeluaran Perkapita Penduduk (Y_2)	0,491*		0,491*

* signifikan pada $\alpha = 0,05$

Berdasarkan Tabel 10, setiap variabel eksogen dan variabel endogen mediator memberikan pengaruh langsung dan pengaruh tak langsung terhadap variabel endogen utama IPM. Nilai pengaruh langsung didapatkan dari nilai penduga koefisien jalur baku pengaruh langsung variabel eksogen terhadap variabel endogen. Pada nilai pengaruh tak langsung didapatkan dari nilai penduga koefisien jalur baku pengaruh langsung variabel eksogen terhadap variabel endogen utama yang melalui variabel endogen mediator. Nilai pengaruh total didapatkan dari penjumlahan nilai pengaruh langsung dan nilai pengaruh tak langsung dari setiap variabel eksogen dan variabel endogen mediator. Hasil penjumlahan tersebut menunjukkan pengaruh total dari IPM di Indonesia tahun 2020.

Pembahasan

1. Pengaruh Langsung AHH, HLS, RLS terhadap Jumlah Penduduk

Berdasarkan hasil penelitian, pengaruh langsung AHH terhadap jumlah penduduk adalah signifikan secara statistik. Berdasarkan hal tersebut, semakin tinggi pertumbuhan AHH di seluruh provinsi Indonesia maka semakin tinggi juga pertumbuhan jumlah penduduk di Indonesia. Pada pengaruh langsung HLS terhadap jumlah penduduk adalah tidak signifikan secara statistik. Sama halnya dengan pengaruh langsung RLS terhadap jumlah penduduk adalah tidak signifikan secara statistik.

2. Pengaruh Langsung AHH, HLS, RLS terhadap Pengeluaran Perkapita Penduduk

Berdasarkan hasil penelitian, pengaruh langsung AHH terhadap pengeluaran per kapita penduduk adalah signifikan secara statistik. Berbeda dengan pengaruh langsung HLS terhadap pendapatan per kapita penduduk adalah tidak signifikan secara statistik.

Pada pengaruh langsung RLS terhadap pendapatan per kapita penduduk adalah signifikan secara statistik. Hal ini membuktikan meningkatnya AHH dan RLS di seluruh provinsi Indonesia berpengaruh terhadap peningkatan pengeluaran per kapita penduduk di Indonesia. Hal tersebut didukung oleh penelitian Arofah & Rohimah (2019) bahwa pengaruh langsung RLS terhadap pengeluaran riil per kapita signifikan secara statistik, yang mana meningkatnya RLS di Provinsi Nusa Tenggara Timur maka berpengaruh terhadap peningkatan pengeluaran riil perkapita di Provinsi Nusa Tenggara Timur pada tahun 2012-2016.

3. Pengaruh Langsung AHH, HLS, RLS, Jumlah Penduduk dan Pengeluaran Perkapita Penduduk terhadap IPM

Berdasarkan hasil penelitian, pengaruh langsung AHH terhadap IPM adalah signifikan secara statistik. Pada pengaruh langsung HLS terhadap IPM adalah signifikan secara statistik. Sama halnya dengan pengaruh langsung RLS terhadap IPM adalah signifikan secara statistik. Berbeda dengan pengaruh langsung jumlah penduduk terhadap IPM adalah tidak signifikan secara statistik. Pada pengaruh langsung pengeluaran per kapita penduduk terhadap IPM adalah signifikan secara statistik. Hal ini membuktikan meningkatnya AHH, HLS dan RLS serta pengeluaran per kapita penduduk di seluruh provinsi Indonesia berpengaruh terhadap peningkatan IPM di Indonesia. Hal tersebut didukung oleh penelitian Nurkuntari, Fauzi, & Darsyah (2017) bahwa pengaruh langsung AHH, HLS dan RLS serta pengeluaran per kapita penduduk terhadap IPM signifikan secara statistik yang berarti meningkatnya IPM di Provinsi Jawa Barat tahun 2016.

4. Pengaruh tak Langsung AHH, HLS, RLS melalui Jumlah Penduduk dan Pengeluaran Perkapita Penduduk terhadap IPM

Berdasarkan hasil penelitian, pengaruh tak langsung AHH melalui jumlah penduduk dan pengeluaran per kapita penduduk terhadap IPM adalah tidak signifikan secara statistik. Pada pengaruh tak langsung HLS melalui jumlah penduduk dan pengeluaran per kapita penduduk terhadap IPM adalah tidak signifikan secara statistik. Sama halnya dengan pengaruh tak langsung RLS melalui jumlah penduduk dan pengeluaran per kapita penduduk terhadap IPM adalah tidak signifikan secara statistik. Hal ini membuktikan menurunnya AHH, HLS dan RLS melalui jumlah penduduk dan pengeluaran per kapita penduduk di seluruh provinsi Indonesia akan memengaruhi penurunan IPM di Indonesia. Hal tersebut didukung oleh penelitian Panjaitan & Nasution (2015) bahwa pengaruh tak langsung variabel persentase penduduk miskin terhadap indeks pembangunan manusia melalui angka harapan hidup tidak signifikan secara statistik, yang berarti peningkatan persentase penduduk miskin menyebabkan menurunnya indeks pembangunan manusia di Kabupaten Tapanuli Utara tahun 2015.

SIMPULAN

Penerapan analisis jalur dalam menyelidiki pengaruh langsung dan tidak langsung dari faktor-faktor yang digunakan terhadap indeks pembangunan manusia di Indonesia tahun 2020, diperoleh bahwa faktor yang memberikan peningkatan terhadap indeks pembangunan manusia (IPM) di Indonesia pada tahun 2020 adalah faktor-faktor dari pengaruh langsung yakni angka harapan hidup (AHH), harapan lama sekolah (HLS), rata-rata lama sekolah (RLS) dan pengeluaran per kapita penduduk dengan nilai penduga koefisien jalur baku sebesar 0,334, 0,218, 0,258 dan 0,491 dan masing-masing p -value = 0,000 yang berarti signifikan secara statistik dengan koefisien positif. Hal ini membuktikan meningkatnya AHH, HLS dan RLS

serta pengeluaran perkapita penduduk di seluruh provinsi Indonesia berpengaruh terhadap peningkatan IPM di Indonesia. Pada pengaruh tak langsung AHH, HLS, RLS melalui jumlah penduduk dan pengeluaran per kapita penduduk terhadap IPM memberikan hasil yang tidak signifikan secara statistik.

DAFTAR PUSTAKA

- Anderson, T. W., & Darling, D. A. (1954). A test of goodness of fit. *Journal of the American Statistical Association*, 49(268), 765-769. <https://doi.org/10.2307/2281537>.
- Arofah, I., & Rohimah, S. (2019). Analisis jalur untuk pengaruh angka harapan hidup, harapan lama sekolah, rata-rata lama sekolah terhadap indeks pembangunan manusia melalui pengeluaran riil per kapita di Provinsi Nusa Tenggara Timur. *Jurnal Saintika Unpam*, 2(1), 76-87. <http://dx.doi.org/10.32493/jsmu.v2i1.2920>.
- Astivia, O. L., & Zumbo, B. D. (2019). Heterokedasticity in multiple regression analysis: what it is, how to detect it and how to solve it with applications in r and spss. *Practical Assessment, Research & Evaluation*, 24(1), 1-16. <https://doi.org/10.7275/q5xr-fr95>.
- BPS. (2022, 10 26). *Indeks pembangunan manusia*. Retrieved from Badan Pusat Statistik: <https://www.bps.go.id/subject/26/indeks-pembangunan-manusia.html#subjekViewTab1>
- Breusch, T. S., & Pagan, A. R. (1979). A simple test for heteroscedasticity and random coefficient variation. *Econometrica*, 1287-1294.
- Efron, B., & Tibshirani, R. J. (1993). *An introduction to the bootstrap*. New York: Chapman & Hall.
- Fox, J. (2022). Companion to applied regression. *Package 'car'*, 1-158.
- Gana, K., & Broc, G. (2019). *Structural equation modeling with lavaan*. Hoboken: John Wiley & Sons.
- Garson, G. D. (2012). *Testing statistical assumptions*. Asheboro: Statistical Publishing Associates.
- Ghozali, I. (2016). *Aplikasi analisis multivariat dengan program IBM SPSS 23*. Semarang: Badan Penerbit Universitas Diponegoro.
- Gujarati, D. (2002). *Basic econometrics*. Boston: McGraw-Hill.
- Henze, N., & Zirkler, B. (1990). A class of invariant consistent tests for multivariate normality. *Communications in statistics-Theory and Methods*, 19(10), 3595-3617. <https://doi.org/10.1080/03610929008830400>.
- Hu, L.-t., & Bentler, P. M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 6(1), 1-55. <https://doi.org/10.1080/10705519909540118>.
- Johnson, R. A., & Wichern, D. W. (2007). *Applied multivariate statistical analysis*. New Jersey: Prentice Hall.
- Korkmaz, S., Goksuluk, D., & Zararsiz, G. (2014). Mvn: an r package for assessing multivariate normality. *R Journal*, 6(2), 151-162. <https://doi.org/10.32614/RJ-2014-031>.
- Kutner, M. H., Nachtsheim, C. J., Neter, J., & Li, W. (2005). *Applied linear statistical models*. Boston: McGraw-Hill Irwin.
- Nurkuntari, Y., Fauzi, F., & Darsyah, M. Y. (2017). Analisis jalur terhadap faktor-faktor yang mempengaruhi indeks pembangunan manusia. *Seminar Nasional Pendidikan, Sains dan Teknologi*, 12(2), 101-108. <https://doi.org/10.26714/vameb.v12i2.3373>.

- Nurmawati, W. P., & Kismiantini. (2019). Path analysis for determining health factors in Indonesia. *Journal of Physics: Conference Series*, 1320 012018, 1-9. [doi:10.1088/1742-6596/1320/1/012018](https://doi.org/10.1088/1742-6596/1320/1/012018).
- Panjaitan, L., & Nasution, H. (2015). Aplikasi analisis jalur dalam menganalisis faktor-faktor yang mempengaruhi indeks pembangunan manusia Kabupaten Tapanuli Utara. *Karismatika: Kumpulan Artikel Ilmiah, Informatika, Statistik, Matematika dan Aplikasi*, 1(3), 97-108. <https://doi.org/10.24114/jmk.v1i3.8665>.
- R Core Team. (2022). *R: A language and environment for statistical computing*. Retrieved from R Foundation for Statistical Computing: URL <https://www.R-project.org/>
- Rosseel, Y. (2012). Lavan: an r package for structural equation modeling. *Journal of Statistical Software*, 48(2), 1-36. <https://doi.org/10.18637/jss.v048.i02>.
- Schumaker, R. E., & Lomax, R. G. (2016). *A beginner's guide to structural equation modeling*. New York: Routledge.
- Signorell, A., Aho, K., Alfons, A., Anderegg, N., Aragon, T., & Arppe, A. (2016). *DescTools: tools for descriptive statistics*. Retrieved from R Foundation for Statistical Computing: <https://cran.r-project.org/package=DescTools>
- Zeileis, A. (2022). Testing linear regression models. *Package 'lmtest'*, 1-47.