

Pendekatan Bayes pada regresi linier untuk memodelkan indeks pembangunan manusia di Indonesia

(Bayes' approach of linear regression to modeling the human development index in Indonesia)

Achmad Fazriwanandi, Darnah Andi Nohe*, Wasono

Program Studi Statistika, Jurusan Matematika, Universitas Mulawarman, Samarinda

*penulis korespondensi: darnah.98@gmail.com

Received: 14-06-2022, accepted: 13-12-2022

Abstract

Regression analysis is one of the data analysis techniques that can be used to examine the correlation between two variables, namely dependent variable and independent variable. It's can be used to determine the parameter estimation of linear regression models are; the method of least squares or ordinary least square (OLS), Maximum likelihood estimation (MLE), and the Bayes method. Bayes' method defines the parameter as a random variable that describes the initial comprehension of the parameter before the observation was initiated and elucidated in an initial distribution refer as the prior distribution. The prior distribution used in this study is the pseudo prior distribution. The Data used in this study is secondary data, namely human development index (HDI) data in 2020, which was obtained from the website of the Central Statistics Agency (BPS). This study aims to estimate the regression model parameters using the Bayes method on the HDI data and the population data which adepts with information and communication technology (ICT) in Indonesia in 2020. The results of the specimen and analysis showed that population variables with ICT adepts have a significant effect on HDI variables. The results of the determination coefficient showed that 78.42% of HDI variables are affected by the population variables with ICT adepts while the remaining 21.58% are affected by other factors that have not been studied.

Keywords : Bayes method, human development index, information communication and technology, linear regression, pseudo prior

MSC2020 : 62F15

1. Pendahuluan

Indonesia merupakan negara yang terdiri atas ribuan pulau sehingga menjadi negara kepulauan terbesar di dunia [1]. Hal tersebut menjadi tantangan dalam hal percepatan pembangunan di Indonesia. Besarnya ketimpangan pembangunan antar wilayah di Indonesia merupakan salah satu masalah yang terjadi. Ketimpangan pembangunan antar wilayah di Indonesia menempati peringkat terburuk apabila dibandingkan dengan beberapa negara maju maupun negara berkembang lainnya [2]. Program pembangunan

ekonomi berfokus pada hal-hal yang berkaitan dengan penghapusan dan pengurangan tingkat kemiskinan, ketimpangan pendapatan, dan tingkat pengangguran [3]. Suatu negara yang ingin kesejahteraan masyarakatnya meningkat, harus meningkatkan pertumbuhan ekonomi dan pembangunan manusia di negara tersebut. Upaya yang dapat dilakukan dalam pembangunan faktor manusia (*human capital*) adalah membuat perencanaan pembangunan dan ekonomi secara serius [4].

Indeks pembangunan manusia (IPM) dibuat oleh *United Nation Development Program* (UNDP) sebagai indikator untuk mengukur perkembangan pembangunan manusia [5]. Adapun tujuan utama dari pengukuran IPM adalah mengukur keberhasilan pambangunan kualitas manusia sebagai dimensi dasar pembangunan manusia dan perluasan kebebasan memilih dan menciptakan ukuran mencakup aspek sosial dan ekonomi [6]. Terdapat beberapa faktor yang memengaruhi indeks pembangunan manusia, salah satunya diantaranya adalah teknologi informasi dan komunikasi (TIK) atau *information communication and technology* (ICT). Penelitian secara empiris dan teoritis telah menunjukkan dampak besar dari adanya TIK pada pembangunan sosial dan ekonomi. Berbagai literatur yang sedang berkembang saat ini telah mengakui pentingnya TIK untuk mendukung pembangunan dan untuk meningkatkan efisiensi suatu organisasi maupun proses pengembangan manusia [7].

Istilah regresi pada mulanya bertujuan untuk membuat perkiraan nilai satu variabel terhadap satu variabel lain [8]. Analisis regresi digunakan sebagai suatu alat analisis peramalan nilai pengaruh variabel bebas terhadap variabel terikat untuk membuktikan ada atau tidaknya hubungan fungsi maupun hubungan kausal antara variabel bebas dengan variabel terikat [9]. Metode yang bisa digunakan untuk menentukan estimasi parameter model regresi linier, diantaranya adalah metode kuadrat terkecil atau *Ordinary Least Square* (OLS), *Maximum Likelihood Estimation* (MLE), dan metode Bayes. Menurut Dunson [10], perbedaan antara metode Bayes dengan metode lainnya yaitu pengenalan informasi sebelumnya (*prior information*) dalam bentuk distribusi probabilitas. Dalam mengestimasi parameter model, metode Bayes menggunakan fungsi likelihood dan distribusi *prior*. Menurut [11], dalam metode Bayes, distribusi *prior* merupakan distribusi awal dimana parameter dipandang sebagai variabel acak yang menggambarkan pengetahuan awal tentang parameter sebelum pengamatan dilakukan. Distribusi *prior* merupakan distribusi subyektif yang didasarkan pada keyakinan seseorang mengenai parameter [12]. Informasi dalam distribusi *prior* dikombinasikan dengan informasi data sampel melalui teorema Bayes dan hasilnya dinyatakan dalam bentuk distribusi yang disebut *posterior* dan digunakan menjadi dasar untuk inferensi di dalam metode Bayes.

Pada penelitian digunakan pendekatan Bayes menggunakan algoritma *Markov chain Monte Carlo* (MCMC) dengan teknik *Gibbs sampler* yang terdapat pada paket program WinBUGS. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui apakah terdapat pengaruh

penduduk dengan keterampilan TIK terhadap IPM yang diharapkan dapat bermanfaat bagi pemerintah dalam mengambil kebijakan agar dapat meningkatkan nilai rata-rata IPM di Indonesia. Penelitian sebelumnya menggunakan metode Bayes antara lain adalah penelitian [13] yang membahas mengenai estimasi parameter model regresi linier dengan pendekatan Metode Bayesian. Penelitian ini membuktikan metode Bayes MCMC lebih baik dibandingkan metode OLS. Hal ini disebabkan karena *mean square error* (MSE) pada metode OLS lebih besar dibanding MSE pada metode Bayes MCMC.

2. Metodologi

Teknik analisis data yang digunakan adalah regresi linier dengan metode Bayes. Penelitian ini menggunakan *software* yaitu *R* dan WinBUGS. Prosedur penelitian dalam menggunakan pendekatan Bayes pada regresi linier adalah sebagai berikut.

1. Analisis statistika deskriptif dengan tujuan untuk menggambarkan dan mengkarakteristikan suatu objek penelitian berdasarkan data. Deskripsi data melalui statistika deskriptif yaitu *scatterplot*, rata-rata, maksimum, minimum, dan variansi dengan bantuan *software R*.
2. Estimasi regresi linier sederhana dengan metode OLS bertujuan untuk mencari nilai estimasi parameter yang kemudian akan digunakan sebagai *pseudo prior* dengan bantuan *software R*.
3. Pemodelan regresi linier dengan metode Bayes, setelah mendapatkan nilai estimasi parameter dari metode OLS maka selanjutnya melakukan pemodelan regresi linier sederhana menggunakan metode Bayes dengan bantuan *software WinBUGS*. Langkah-langkah yang dilakukan dalam pemodelan regresi linier sederhana dengan metode Bayes adalah sebagai berikut.
 - a. Membentuk fungsi *likelihood* $L(\theta, \sigma | Y)$ dari fungsi kepadatan peluang $p(Y_i | \theta, \sigma)$.
 - b. Menentukan distribusi *pseudo prior*.
 - c. Melakukan penaksiran parameter dengan MCMC melalui algoritma *Gibbs sampler* sehingga diperoleh output atau hasil akhir yang disebut *posterior*. Algoritma *Gibbs sampler* diulang-ulang hingga iterasi ke- t mencapai titik konvergen.
 - d. Menentukan model dan melakukan interpretasi model.
4. Menghitung nilai R^2 untuk mengetahui seberapa besar model dapat dipercaya serta mengukur seberapa jauh kemampuan model dalam menerangkan variasi variabel penduduk dengan keterampilan teknologi informasi dan komunikasi.

3. Hasil dan Pembahasan

Menurut Kurniawan [14], regresi linier sederhana (RLS) menjelaskan tentang hubungan antara dua variabel yang biasanya dapat dinyatakan dalam suatu garis regresi dan merupakan teknik dalam statistika parametrik yang digunakan secara umum untuk menganalisis rata-rata respons dari variabel Y yang berubah sehubungan dengan besarnya intervensi dari variabel X . Berikut ini adalah model yang digunakan dalam regresi linier sederhana:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \varepsilon_i \quad (1)$$

Menurut Draper dan Smith [15], *ordinary least square* (OLS) adalah suatu metode yang digunakan untuk menentukan hubungan linier dari suatu data agar dapat diprediksi nilai-nilainya, proses yang menggunakan OLS untuk menentukan hubungan antara dua variabel data linier disebut sebagai regresi linier. Berdasarkan (1), untuk $i = 1, 2, \dots, n$, sehingga jumlah kuadrat semua simpangan dari garis yang sebenarnya adalah

$$S = \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 = \sum_{i=1}^n (Y_i - \beta_0 - \beta_1 X_i)^2 \quad (2)$$

Kemudian menentukan β_0 dan β_1 dengan cara mendiferensialkan (2) sebagai berikut:

$$\frac{\partial S}{\partial \beta_0} = -2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \beta_0 - \beta_1 X_i),$$

$$\frac{\partial S}{\partial \beta_1} = -2 \sum_{i=1}^n X_i (Y_i - \beta_0 - \beta_1 X_i).$$

Sehingga nilai dugaan β_0 dapat diperoleh dari:

$$\sum_{i=1}^n (Y_i - \beta_0 - \beta_1 X_i) = 0,$$

$$\sum_{i=1}^n Y_i - n\beta_0 - \beta_1 \sum_{i=1}^n X_i = 0,$$

$$n\beta_0 = \sum_{i=1}^n Y_i - \beta_1 \sum_{i=1}^n X_i,$$

ruas kiri dan ruas kanan dibagi dengan n , sehingga bentuknya menjadi:

$$\frac{1}{n} n\beta_0 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i - \frac{1}{n} \beta_1 \sum_{i=1}^n X_i,$$

$$\beta_0 = \bar{Y} - \beta_1 \bar{X}. \quad (3)$$

Nilai dugaan β_1 dapat diperoleh dari:

$$\sum_{i=1}^n (X_i Y_i - \beta_0 X_i - \beta_1 X_i^2) = 0. \quad (4)$$

Substitusikan (3) ke (4) sehingga bentuknya menjadi

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n (X_i Y_i - (\bar{Y} - \beta_1 \bar{X}) X_i - \beta_1 X_i^2) &= 0 \\ \sum_{i=1}^n X_i Y_i - \bar{Y} \sum_{i=1}^n X_i - \beta_1 \bar{X} \sum_{i=1}^n X_i - \beta_1 \sum_{i=1}^n X_i^2 &= 0 \\ \beta_1 \sum_{i=1}^n X_i^2 - \beta_1 \bar{X} \sum_{i=1}^n X_i &= \sum_{i=1}^n X_i Y_i - \bar{Y} \sum_{i=1}^n X_i \end{aligned} \quad (5)$$

Kalikan ruas kiri dan kanan pada (5) dengan n

$$n\beta_1 \sum_{i=1}^n X_i^2 - n\beta_1 \bar{X} \sum_{i=1}^n X_i = n \sum_{i=1}^n X_i Y_i - n\bar{Y} \sum_{i=1}^n X_i$$

sehingga

$$\begin{aligned} n\beta_1 \sum_{i=1}^n X_i^2 - n\beta_1 \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \right) \sum_{i=1}^n X_i &= n \sum_{i=1}^n X_i Y_i - n \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i \right) \sum_{i=1}^n X_i \\ n\beta_1 \sum_{i=1}^n X_i^2 - \beta_1 \left(\sum_{i=1}^n X_i \right)^2 &= n \sum_{i=1}^n X_i Y_i - \left(\sum_{i=1}^n Y_i \right) \left(\sum_{i=1}^n X_i \right) \\ \beta_1 \left\{ n \sum_{i=1}^n X_i^2 - \left(\sum_{i=1}^n X_i \right)^2 \right\} &= n \sum_{i=1}^n X_i Y_i - \left(\sum_{i=1}^n Y_i \right) \left(\sum_{i=1}^n X_i \right) \\ \beta_1 &= \frac{n \sum_{i=1}^n X_i Y_i - \left(\sum_{i=1}^n Y_i \right) \left(\sum_{i=1}^n X_i \right)}{n \sum_{i=1}^n X_i^2 - \left(\sum_{i=1}^n X_i \right)^2} \end{aligned} \quad (6)$$

Berdasarkan (3) dan (6) diperoleh model regresi linier sederhana menggunakan metode OLS dengan bantuan aplikasi *R* adalah:

$$\hat{Y} = 53,14066 + 0,29713X. \quad (7)$$

Berdasarkan (7) diperoleh nilai estimasi parameter menggunakan metode OLS dengan bantuan *software R* yang kemudian digunakan sebagai *prior*. Pada metode Bayes, tidak dilakukan pengujian secara simultan dan parsial. Nilai estimasi parameter disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Nilai estimasi parameter regresi linier sederhana menggunakan OLS

Estimasi Parameter	Nilai
β_0	53,14
β_1	0,29

Selanjutnya, nilai estimasi parameter regresi linier sederhana yang telah diperoleh

menggunakan metode OLS, dapat digunakan sebagai nilai pseudo *prior* untuk estimasi parameter regresi linier sederhana dengan pendekatan Bayes.

3.1 Membentuk Fungsi *Likelihood*

Pembentukan fungsi *likelihood* didasarkan dari fungsi kepadatan peluang dari distribusi normal. Fungsi *likelihood* diperoleh dengan mengalikan fungsi kepadatan peluang $p(Y_i | \beta, \sigma^2)$ diasumsikan $\varepsilon_i \sim \text{IIDN}(0, \sigma^2)$ maka

$$p(Y_i | \beta, \sigma^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \cdot \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2} (Y_i - X_i\beta)^2\right]. \quad (8)$$

Kemudian untuk membentuk fungsi *likelihood* $L(\beta, \sigma^2 | Y)$ dari fungsi kepadatan peluang (8) dengan cara:

$$\begin{aligned} L(\beta, \sigma^2 | Y) &= \prod_{i=1}^n p(Y_i | \beta, \sigma^2) \\ &= \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \cdot \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2} (Y_i - X_i\beta)^T (Y_i - X_i\beta)\right] \\ &= (2\pi\sigma^2)^{-n/2} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\beta)^T (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\beta)\right). \end{aligned}$$

Jadi fungsi *likelihood*:

$$L(\mathbf{Y} | \beta, \sigma^2) \sim (2\pi\sigma^2)^{-n/2} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\beta)^T (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\beta)\right) \quad (9)$$

Berdasarkan (9) dengan jumlah data sebanyak 34 data ($n=34$) dan jumlah parameter yang akan diduga yaitu sebanyak 2 parameter ($k=2$), fungsi *likelihood* yang terbentuk adalah:

$$\begin{aligned} L(\mathbf{Y} | \beta, \sigma^2) &= (\sigma^2)^{-34/2} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\beta)^T (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\beta)\right) \\ &= (\sigma^2)^{-17} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\beta)^T (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\beta)\right). \end{aligned} \quad (10)$$

3.2 Menentukan Distribusi *Prior*

Prior yang digunakan dalam penelitian ini adalah *pseudo prior*, di mana pemberian nilai yang disetarakan dengan hasil elaborasi dari *frequentist*. *Prior* yang mengikuti distribusi normal untuk model regresi linier sederhana terdapat pada (10).

3.3 Estimasi parameter dengan MCMC

Proses estimasi dilakukan setelah menentukan *prior* parameter β dan σ^2 . Penentuan prior β dilakukan dengan mengambil parameter β yang didapat melalui cara frekuentis (*pseudo prior*) pada OLS, sedangkan untuk nilai σ^2 adalah 1. Sehingga berdasarkan fungsi *likelihood* pada persamaan (10) dan nilai distribusi *prior* yang telah ditentukan, maka berdasarkan persamaan distribusi *posterior* yang dihasilkan adalah sebagai berikut.

$$p(\boldsymbol{\beta}, \sigma^2 | \mathbf{Y}, \mathbf{X}) = (\sigma^2)^{-17} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}(\mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})^T(\mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})\right) \\ \times \left[\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \cdot \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}(\mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})^2\right) \right]$$

Kemudian untuk memperoleh estimasi parameter β_0 dan β_1 dengan menggunakan regresi linier Bayes, dilakukan simulasi MCMC berdasarkan distribusi *posterior* melalui algoritma *Gibbs Sampler* yang berjumlah 5.000 iterasi dengan bantuan *software* WinBUGS. Hasil yang diperoleh dari proses estimasi menunjukkan bahwa proses estimasi yang dilakukan telah mencapai kondisi konvergen. Kesimpulan ini didapatkan dari nilai *MC Error* dan indikasi *visual* dari MCMC *diagnostic plot* yang terdiri dari *density plot*, *autocorrelation plot*, *trace plot* dan *running quantiles plot*. Berikut adalah hasil taksiran estimasi setiap parameter dengan MCMC.

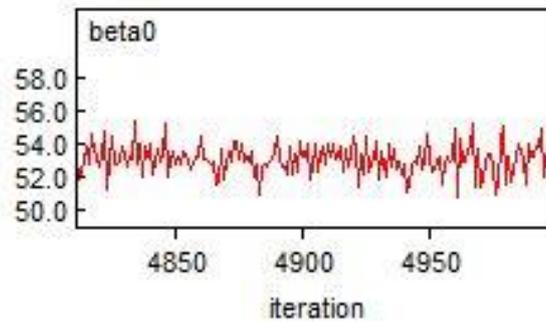
1. Penaksiran Parameter β_0

Pada penelitian ini digunakan algoritma *Gibbs sampler* sebanyak 5.000 iterasi untuk memperoleh taksiran parameter β_0 yang berdistribusi normal, selanjutnya membuang 500 iterasi pertama yang bertujuan untuk menghilangkan data hasil replikasi yang masih beragam. Hasil taksiran parameter β_0 dengan menggunakan 4500 data dapat dilihat pada Tabel 2.

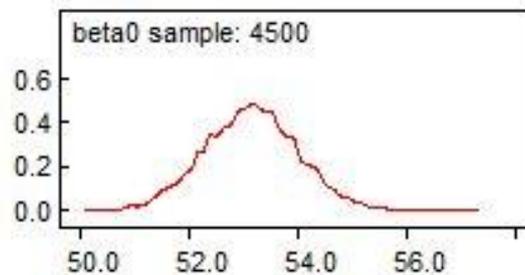
Tabel 2. Taksiran parameter β_0

Mean	MC Error	Kuantil (2,5%)	Kuantil (97,5%)	Start	Sample
53,13	0,01102	51,47	54,84	501	4500

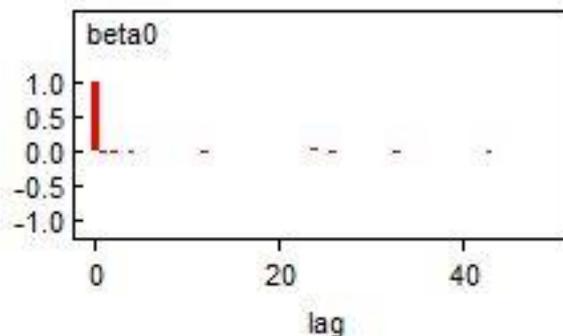
Berdasarkan Tabel 2 diperoleh nilai *MC Error* sebesar 0,01102 yang berarti lebih kecil dari $\alpha = 0,05$ sehingga iterasi di hentikan. Berdasarkan nilai rata-rata (*mean*) dari 4.500 nilai *Gibbs sampler*, didapatkan hasil taksiran parameter β_0 adalah 53,13. Berdasarkan nilai-nilai pada *Gibbs sampler*, diperoleh fungsi densitas pada Tabel 2 dengan kuantil (interval kredibel) 2,5% dan 97,5% untuk taksiran β_0 adalah 51,47 dan 54,84.

Gambar 1. *Dynamic Trace* pada parameter β_0

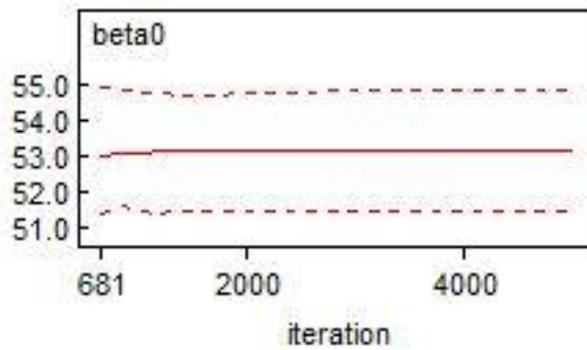
plot dynamic trace pada Gambar 1 menunjukkan *plot dynamic trace* yang konvergen. Hal ini dapat diketahui dari tidak adanya pola tertentu pada *plot dynamic trace* sehingga proses *burn in* sudah selesai.

Gambar 2. Fungsi Densitas pada parameter β_0

Berdasarkan Gambar 2 sebaran *posterior* untuk parameter β_0 mengikuti bentuk dari sebaran normal yang menandakan bahwa konvergensi telah tercapai.

Gambar 3. Autokorelasi pada parameter β_0

ACF cut off pada lag ke-1 dan nilai lainnya menuju nilai 0 pada Gambar 3 menandakan bahwa terdapat korelasi yang lemah. Korelasi yang lemah ini mengartikan bahwa algoritma sudah berada di dalam distribusi target.



Gambar 4. *Running quantiles plot* pada parameter β_0

Berdasarkan Gambar 4 nilai median untuk parameter β_0 yang diamati sudah mencapai nilai yang stabil (digambarkan dengan garis lurus) dan berada dalam interval kredibel. Interval kredibel mempunyai batas bawah yaitu kuantil 2,5% dan batas atas yaitu kuantil 97,5%.

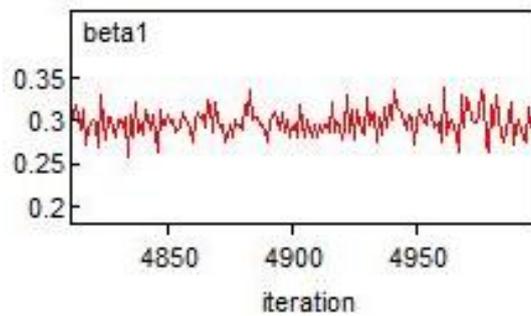
2. Penaksiran Parameter β_1

Seperti halnya pada penaksiran β_0 dilakukan *Gibbs sampler* sebanyak 5.000 iterasi untuk mendapatkan taksiran parameter β_1 yang berdistribusi normal, selanjutnya membuang 500 iterasi pertama yang bertujuan untuk menghilangkan data hasil replikasi yang masih beragam. Hasil taksiran parameter β_1 dengan menggunakan 4500 data dapat dilihat pada Tabel 3.

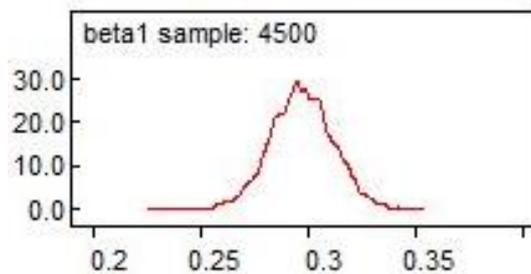
Tabel 3. Taksiran parameter β_1

Mean	MC Error	Kuantil (2,5%)	Kuantil (97,5%)	Start	Sample
0,29	0,0004869	0,26	0,32	501	4500

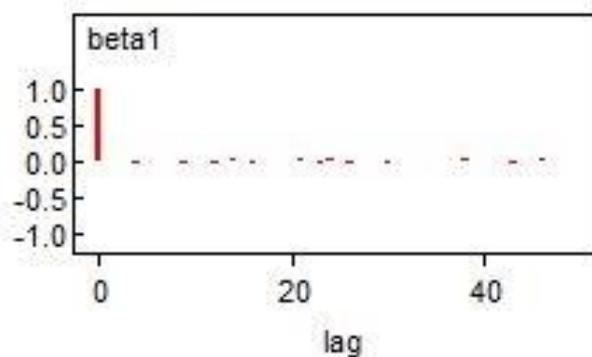
Berdasarkan Tabel 2 diperoleh nilai *MC Error* 0,0004869 yang berarti nilainya kurang dari $\alpha = 0,05$, sehingga iterasi dihentikan. Berdasarkan nilai rata-rata (*mean*) dari 4.500 nilai *Gibbs sampler*, didapatkan hasil taksiran parameter β_1 adalah 0,2973. Berdasarkan nilai-nilai pada *Gibbs sampler*, diperoleh fungsi densitas pada Tabel 2 dengan kuantil (interval kredibel) 2,5% dan 97,5% untuk taksiran β_1 adalah 0,2684 dan 0,3262.

Gambar 5. *Dynamic trace* pada parameter β_1

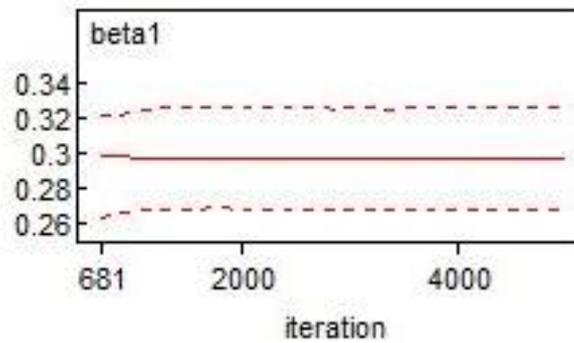
Plot dynamic trace pada Gambar 5 menampilkan *dynamic trace* yang konvergen hal ini dapat diketahui dari tidak adanya pola tertentu pada *plot dynamic trace* sehingga proses *burn in* sudah selesai.

Gambar 6. Fungsi densitas pada parameter β_1

Sebaran *posterior* yang terbentuk untuk parameter β_1 berdasarkan Gambar 6 menyerupai bentuk sebaran normal yang mengartikan bahwa konvergensi dari algoritma telah tercapai.

Gambar 7. Autokorelasi pada parameter β_1

ACF cut off pada lag ke-1 dan nilai lainnya menuju 0 pada Gambar 7 menandakan bahwa terdapat korelasi yang lemah. Adanya korelasi yang lemah menunjukkan bahwa algoritma yang diterapkan telah sesuai dengan distribusi yang ditargetkan.



Gambar 8. *Running quantiles plot* pada parameter β_1

Berdasarkan Gambar 8, garis lurus menunjukkan bahwa parameter β_0 mempunyai nilai median yang sudah mencapai nilai yang stabil dan berada dalam interval kredibel. Interval kredibel pada metode Bayes mempunyai batas bawah, yaitu kuantil 2,5% dan batas atas, yaitu kuantil 97,5%.

3.4 Koefisien Determinasi (R^2)

Koefisien determinasi (R^2) digunakan untuk mengetahui besarnya pengaruh variabel bebas terhadap variabel terikat. Nilai R^2 yang diperoleh adalah:

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} = 0,7842 = 78,42\%$$

Nilai R^2 pada regresi linier sederhana dengan metode Bayes untuk 34 pengamatan adalah sebesar 0,7842 menunjukkan bahwa 78,42% variabel terikat yaitu indeks pembangunan manusia dapat dijelaskan oleh variabel bebas yaitu penduduk dengan keterampilan TIK. Sedangkan sisanya 21,58% dipengaruhi oleh faktor lain yang tidak diteliti.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis yang dilakukan, penduduk dengan keterampilan TIK berpengaruh secara signifikan terhadap indeks pembangunan manusia di Indonesia tahun 2020 karena semua nilai kuantil posterior terkonsentrasi dinilai positif dengan interval kredibel 95% sebesar (0,2684 dan 0,3262). Nilai koefisien penduduk dengan keterampilan TIK sebesar 0,2973 artinya apabila penduduk dengan keterampilan TIK mengalami peningkatan sebesar satu satuan maka akan meningkatkan indeks pembangunan manusia sebesar 0,2973 satuan dan model ini dapat dipercaya karena memberikan nilai R^2 sebesar 78,42%.

Daftar Pustaka

- [1] M. Malta, S. Sumardjo, A. Fatchiya, dan D. Susanto, “Keberdayaan transmigran dalam berusaha tani di Kabupaten Banyuasin dan Ogan Ilir Provinsi Sumatera Selatan,” *J. Penyul.*, vol. 14, no. 2, Sep. 2018. [[CrossRef](#)]
- [2] A.R. Al-Mursyid, “Pengaruh pembangunan teknologi informasi dan komunikasi terhadap pembangunan kawasan timur Indonesia,” *J. Ekon. Pembang. STIE Muhammadiyah Palopo*, vol. 5, no. 2, Feb. 2020. [[CrossRef](#)]
- [3] M. Murdiyana dan M. Mulyana, “Analisis kebijakan pengentasan kemiskinan di Indonesia,” *J. Polit. Pemerintah. Dharma Praja*, pp. 73–96, Aug. 2017. [[CrossRef](#)]
- [4] A.S. Kristiawan dan D.D. Iskandar, “Analisis pengaruh produk domestik bruto, ICT development index, dan good governance terhadap idneks pembangunan manusia anggota ASEAN dan SAARC kategori lower-upper medium,” *J. Din. Ekon. Pembang.*, vol. 3, no. 2, pp. 140–156, 2020. [[CrossRef](#)]
- [5] E. Siswati dan D.T. Hermawati, “Analisis indeks pembangunan manusia (IPM) Kabupaten Bojonegoro,” *J. Ilm. Sosio Agribis*, vol. 18, no. 2, Dec. 2018. [[CrossRef](#)]
- [6] M.N. Wicaksono, “Analisis pengaruh indeks pembangunan manusia, angkatan kerja, dan belanja modal daerah terhadap peningkatan PDRB provinsi di Indonesia tahun 2008-2012,” *J. Ilm. Mhs. FEB Univ. Brawijaya*, vol. 3, no. 1, 2014.
- [7] M. Tyworth, “Organizational identity and information systems: how organizational ICT reflect who an organization is,” *Eur. J. Inf. Syst.*, vol. 23, no. 1, pp. 69–83, Jan. 2014. [[CrossRef](#)]
- [8] A. J. Kastanja dan J. Tupalessy, “Peramalan beban listrik Kota Ambon tahun 2016-2022,” *Simetrik*, vol. 7, no. 1, pp. 41–46, 2017. [[GreenVersion](#)]
- [9] A.H. Romdhoni dan D.R. Sari, “Pengaruh pengetahuan, kualitas pelayanan, produk, dan religiusitas terhadap minat nasabah untuk menggunakan produk simpanan pada lembaga keuangan mikro syariah,” *J. Ilm. Ekon. Islam*, vol. 4, no. 02, p. 136, 2018. [[CrossRef](#)]
- [10] D.B. Dunson, “Commentary: Practical advantages of Bayesian analysis of epidemiologic data,” *Am. J. Epidemiol.*, vol. 153, no. 12, pp. 1222–1226, Jun. 2001. [[CrossRef](#)]
- [11] M.S. Teti, F. Yanuar, dan H. Yozza, “Analisis regresi logistik dengan metode penduga Bayes untuk menentukan faktor-faktor yang mempengaruhi kejadian bayi berat badan lahir rendah,” *J. Mat. UNAND*, vol. 4, no. 1, p. 53, Mar. 2015. [[CrossRef](#)]

- [12] D. Febriani, S. Sugito, dan A. Prahutama, “Analisis metode bayesian menggunakan non-informatif prior uniform diskrit pada sistem antrean pelayanan gerbang tol Muktiharjo,” *J. Gaussian*, vol. 10, no. 3, pp. 337–345, Dec. 2021. [[CrossRef](#)]
- [13] Surianti, Hikmah, Rahmawati “Estimasi parameter model regresi linier dengan pendekatan metode Bayesian,” *J. Math. Theory Appl.*, vol. 3, p. 2, 2021. [[CrossRef](#)]
- [14] R. Kurniawan dan B. Yuniarto, Analisis Regresi Dasar dan Penerapannya dengan R, edisi pertama. Jakarta: Kencana, 2016.
- [15] N.R. Draper and H. Smith, “Applied Regression Analysis,” [electronic resource], 1992, Second Edition. New York: John Wiley and Sons. [[GreenVersion](#)]