

**Estimasi Parameter Model Regresi Linier dengan Pendekatan Bayes  
(Studi Kasus: Kemiskinan di Provinsi Kalimantan Timur pada Tahun 2017)**

*Estimation Parameter of Linear Regression Model with Bayes Approach  
(Case Study: Poverty of East Kalimantan Province in 2017)*

**Kristin Rulin Katianda, Rito Goejantoro, Andi M. Ade Satriya**  
Laboratorium Statistika Komputasi FMIPA Universitas Mulawarman  
<sup>1</sup>E-mail: [kristinkatianda@gmail.com](mailto:kristinkatianda@gmail.com)

**Abstract**

*Two types of viewpoints in statistics are Frequentist and Bayesian Method. In Bayesian method sees a parameter as a random variable, so the value is not single. Frequentist method that are often used in linear regression are Ordinary Least Square (OLS) and Maximum Likelihood Estimation (MLE). But along with developments, several studies show the results of modeling that are better at using Bayesian method than the Frequentist method. The data used is Poverty data in 2017 from BPS East Kalimantan. The purpose of this study is to estimate the parameters of the regression model with the Bayesian method on data on the number of poor people and regional domestic products in East Kalimantan Province in 2017. To estimate the parameters of the Bayesian linear regression model it is used by the prior conjugate distribution. Then the markov chain is designed from the posterior distribution with Gibbs Sampler as many as 50.000 iterations and the estimated parameters that are the average of the Gibbs Sampler value are  $\sigma^2 = 0.9149$ ,  $\beta_0 = 5.462$ , and  $\beta_1 = 0.2827$ . From the Gibbs Sampler values that have been obtained, a density function for each parameter is generated so that the Bayesian confidence interval (credible interval) for estimation is  $\sigma^2 (0.85; 0.9836)$ ,  $\beta_0 (4.484; 6.439)$  and  $\beta_1 (0.2694; 0,296)$  for parameters  $\beta_1$ .*

**Keywords:** Bayesian linear regression model, credible interval, parameter estimation

**Pendahuluan**

Analisis regresi adalah studi mengenai ketergantungan satu variabel terikat dengan satu atau lebih variabel bebas dengan tujuan untuk mengestimasi dan memprediksi rata-rata populasi atau nilai rata-rata variabel terikat berdasarkan nilai variabel bebas yang diketahui (Algifari, 2000).

Hasil dari analisis regresi adalah koefisien regresi untuk masing-masing variabel bebas. Koefisien ini dapat diperoleh dengan cara memprediksi nilai variabel terikat dengan satu persamaan. Sampai saat ini analisis regresi masih sangat dibutuhkan dalam berbagai bidang penelitian.

Metode-metode yang bisa digunakan untuk menentukan estimator parameter model regresi, diantaranya adalah metode kuadrat terkecil, metode *maximum likelihood* dan metode Bayes. Menurut Draper dan Smith (1992), prinsip dasar metode kuadrat terkecil adalah meminimumkan jumlah galat dari persamaan regresi. Metode ini dapat digunakan untuk estimasi parameter dalam model regresi linier. Asumsi-asumsi yang harus dipenuhi supaya menghasilkan estimator yang baik yaitu *error* harus berdistribusi normal, variansi sama dan galat saling bebas. Sedangkan metode *maximum likelihood* adalah mencari nilai dari satu atau lebih parameter dengan

memaksimalkan probabilitas *likelihood* data sampel

Selain kedua metode tersebut, analisis regresi dapat didekati melalui metode Bayes. Jika pada dua metode tersebut parameter populasi dipandang sebagai besaran yang tidak diketahui, maka pada metode Bayes parameter populasi dipandang sebagai variabel yang mempunyai distribusi awal (*prior*). Distribusi *prior* merupakan distribusi subyektif yang didasarkan pada keyakinan seseorang mengenai parameter.

Keunggulan utama dalam penggunaan metode Bayes adalah penyederhanaan dari cara klasik yang penuh dengan integral untuk memperoleh model marginal. Disamping itu, metode Bayes memberikan hasil pendugaan yang lebih baik daripada pendugaan dalam metode klasik. Karena pada metode klasik dalam pendugaan parameternya hanya berdasarkan informasi dari data sampel, dimana ukuran sampel sangat berpengaruh terhadap hasil pendugaan. Dalam metode Bayes selain menggunakan informasi dari data sampel juga dipertimbangkan informasi dari sebaran *prior* untuk mendapatkan sebaran *posterior*, sehingga hasil pendugaan dalam metode Bayes akan lebih baik (Pereira, 1999).

Berdasarkan uraian tersebut, penulis tertarik untuk membahas mengenai "Estimasi Parameter Model Regresi Linier dengan Pendekatan Bayes

(Studi Kasus: Kemiskinan di Provinsi Kalimantan Timur pada Tahun 2017)".

**Pendekatan Bayes**

Bayes memperkenalkan suatu metode dimana kita perlu mengetahui bentuk distribusi awal (*prior*) dari populasi yang dikenal dengan metode Bayes. Sebelum menarik sampel dari suatu populasi terkadang kita peroleh informasi mengenai parameter yang akan diestimasi. Informasi ini kemudian digabungkan dengan informasi dari sampel untuk digunakan dalam mengestimasi parameter populasi. Dalam metode estimasi Bayes, yang perlu diperhatikan yaitu parameter  $\mu$ . Parameter  $\mu$  mempunyai distribusi probabilitas  $P(\mu)$  yang merupakan tingkat kepercayaan awal tentang parameter  $\mu$  sebelumnya pengamatan dilakukan, yang dinamakan distribusi *prior*  $\mu$ . Teorema umum Bayes adalah:

$$p(\mu | y) = \frac{p(y | \mu)p(\mu)}{p(y)} \quad (1)$$

dimana  $p(\mu | y)$  adalah distribusi *posterior*  $p(\mu)$  dan  $p(y | \mu) p(\mu)$  pada umumnya tidak diketahui biasanya hanya distribusi *prior* dan fungsi *likelihood*-nya yang dinyatakan (Box dan Tiao, 1973).

**Regresi Linier Bayes**

Regresi linier Bayes merupakan pendekatan untuk regresi linier dimana analisis statistik yang dilakukan dalam konteks inferensi Bayes. Saat model regresi memiliki *error* yang berdistribusi normal, dan jika bentuk khusus dari distribusi *prior* diasumsikan, hasil eksplisit tersedia untuk distribusi probabilitas *posterior* dari parameter model.

**Distribusi Prior**

Dalam membentuk distribusi *posterior* parameter model diperlukan informasi sampel yang dinyatakan dengan fungsi *likelihood* dan informasi awal yang dinyatakan sebagai distribusi *prior*. Ada beberapa distribusi *prior* yang dikenal dalam metode bayes yaitu:

1. *Prior* konjugat atau non-konjugat yang ditentukan berdasarkan pada pola *likelihood* dari data atau tidak
2. *Prior* informatif dan non-informatif merupakan *prior* yang ditentukan berdasarkan pada ketersediaan informasi sebelumnya mengenai pola distribusi data. Informasi tersebut bisa berasal dari penelitian sebelumnya.

(Lancaster, 2003)

**Distribusi Posterior**

Distribusi ini berkaitan dengan penentuan masing-masing parameter pada pola distribusi *prior* tersebut. Distribusi *prior* informatif

mengacu pada pemberian parameter dari distribusi *prior* yang telah dipilih. Baik *prior* yang dipilih konjugat maupun tidak, pemberian nilai parameter pada distribusi *prior* ini akan sangat mempengaruhi bentuk distribusi *posterior* yang akan didapatkan pada informasi data yang diperoleh. Untuk mendapatkan distribusi *posterior* dari  $\beta$ , distribusi bersama dari  $p$  dan sampel yang akan diambil harus dihitung terlebih dahulu.

Untuk menyatakan distribusi *posterior*, digunakan teorema Bayes yaitu dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$Posterior \propto Likelihood \times Prior \quad (2)$$

(Lancaster, 2003)

**Bayesian Markov Chain Monte Carlo (MCMC)**

Menurut Scollnik (1996), metode MCMC merupakan metode simulasi untuk mendapatkan data sampel suatu peubah acak dengan teknik sampling berdasarkan sifat rantai markov. Salah satu teknik dalam metode MCMC yang terkenal adalah *Gibbs Sampler*. Dalam melakukan proses simulasi, *Gibbs Sampler* menggunakan sebaran bersyarat untuk membangkitkan data sampel peubah acak

*Markov Chain* merupakan proses iterasi sekumpulan peubah acak untuk mendapatkan estimasi parameter pada saat iterasi ke (i+1) yang dipengaruhi nilai pada saat iterasi ke-i. Hasil estimasi dikatakan baik jika hasil sudah konvergen.

**Metode Konvergensi**

Untuk mengetahui apakah hasil sudah konvergen atau belum dapat dilihat dari:

1. *Trace Plot*  
salah satu cara pendugaan *burn-in period* adalah memeriksa *trace plot* nilai simulasi dari komponen atau beberapa fungsi lainnya dari  $x$  terhadap jumlah iterasi. *Trend* naik turun pada nilai parameter pada *trace plot* menunjukkan bahwa *burn-in period* belum tercapai. Jika semua nilai-nilai berada dalam sebuah daerah tanpa keperiodikan yang kuat cenderung dapat dikatakan konvergen.
2. Autokorelasi  
Nilai simulasi  $x$  pada iterasi ke-(t+1) bergantung pada nilai simulasi pada iterasi ke-t. Jika pada *plot* autokorelasi pada lag pertama mendekati satu dan selanjutnya nilai-nilainya terus berkurang menuju 0 dapat dikatakan bahwa iterasi sudah dapat dihentikan.
3. *Ergodic Mean Plot*  
*Ergodic mean* adalah istilah yang menunjukkan nilai *mean* sampai *current iteration*. Jika setelah beberapa kali iterasi *ergodic mean* stabil, maka ini merupakan sebuah indikasi bahwa konvergensi telah tercapai.

(Ntzoufraas, 2009)

**Uji Signifikansi Parameter**

Uji signifikansi menurut Fabozzi (2008), dilakukan dengan mengevaluasi dan membandingkan jumlah kuantil dari *posterior*. Hipotesis yang digunakan adalah:

$$H_0 : \beta_1 = 0$$

$$H_1 : \beta_1 \neq 0$$

Jika kuantil-kuantil dari *posterior* terkonsentrasi di nilai positif seluruhnya atau di nilai negatif seluruhnya, maka  $H_0$  ditolak. Hal tersebut berarti, koefisien parameter yang dihasilkan berpengaruh signifikan dalam model.

**Interval Kredibel**

Jika distribusi *posterior* marginal telah diketahui maka dapat dihitung interval kredibel. Dapat digunakan interval kredibel Bayes 95% dengan perhitungan sebagai berikut:

$(\beta_k \pm \text{Kuantil } 2,5\% \ t_{n-k} \text{ distribusi } s_k)$  (3) dengan  $s_k$  merupakan standard deviasi dari masing-masing parameter regresi (Johnson, 2009).

**Mean Square Error (MSE)**

Kebaikan suatu penduga dapat dilihat dari tingkat kesalahannya. Semakin kecil tingkat kesalahan suatu pendugaan maka semakin baik estimasinya. Salah satu kriteria yang dapat digunakan adalah *MSE (Mean Square Error)*. Menurut Widarjono (2007), Kriteria ini berguna untuk menyampaikan konsep bias, presisi, dan ketepatan dalam estimasi statistik. Dengan rumus:

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

**Koefisien Determinasi (R<sup>2</sup>)**

Koefisien determinasi menyatakan variansi pada variabel tak bebas yang dapat dijelaskan oleh variabel-variabel bebas. Menurut Widarjono (2007), R<sup>2</sup> didefinisikan sebagai berikut:

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \tag{5}$$

**Kemiskinan**

Menurut Suparlan (2004), kemiskinan sebagai suatu standar tingkat hidup yang rendah, yaitu adanya suatu tingkat kekurangan pada sejumlah atau segolongan orang dibandingkan dengan standar kehidupan yang rendah ini secara langsung mempengaruhi terhadap tingkat keadaan kesehatan, kehidupan moral dan rasa

harga diri mereka yang tergolong sebagai orang miskin.

Penduduk miskin adalah penduduk yang memiliki rata-rata pengeluaran perkapita perbulan dibawah garis kemiskinan. Untuk mengukur kemiskinan, BPS (Badan Pusat Statistik) menggunakan konsep kemampuan memenuhi kebutuhan dasar (*basic needs approach*). Dengan pendekatan ini, kemiskinan dipandang sebagai ketidakmampuan dari sisi ekonomi untuk memenuhi kebutuhan dasar makanan dan bukan makanan yang diukur dari sisi pengeluaran.

**Produk Domestik Regional Bruto**

Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) adalah jumlah keseluruhan nilai tambah barang dan jasa yang dihasilkan dari semua kegiatan perekonomian diseluruh wilayah dalam periode tahun tertentu yang pada umumnya dalam waktu satu tahun (Arsyad, 1999).

**Hasil dan Pembahasan**

**Tabel 1.** Statistika Deskriptif

Var	Mean	Variansi	Min	Max
Y	22,02	274,18	3,07	56,57
X	58,57	623,71	2,34	148,34

Berdasarkan Tabel 1 dapat dilihat bahwa Jumlah data masing-masing pada penelitian ini sebanyak 10 data yang didasari oleh banyaknya jumlah kota/kabupaten di Provinsi Kalimantan Timur. Pada variabel jumlah penduduk miskin di Provinsi Kalimantan Timur pada tahun 2017 (Y) diketahui memiliki nilai *mean* atau rata-rata yaitu sebesar 22,07 ribu jiwa dengan jumlah penduduk miskin terbesarnya adalah 56,57 ribu jiwa dan jumlah penduduk miskin yang paling sedikit adalah 3,07 ribu jiwa. Keragaman data jumlah penduduk miskin di Provinsi Kalimantan Timur sebesar 274,18 ribu jiwa.

Pada variabel Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) di Provinsi Kalimantan Timur pada tahun 2017 (X) diketahui memiliki nilai *mean* atau rata-rata yaitu sebesar Rp. 58,57 triliun dengan PDRB terbesarnya adalah Rp. 148,34 triliun dan PDRB tersedikitnya adalah Rp. 2,34 triliun. Keragaman data PDRB di Provinsi Kalimantan Timur sebesar Rp. 623,71 triliun.

**Uji Normalitas Data**

Analisis ini digunakan untuk melihat apakah data jumlah penduduk miskin dan produk domestik regional bruto berdistribusi normal atau tidak. Uji normalitas ini dilakukan dengan menggunakan metode *Shapiro Wilk*.

**Uji Normalitas Jumlah Penduduk Miskin (Y)**

**Tabel 2.** Uji Normalitas (Y)

Shapiro Wilk (T <sub>3</sub> )	Tabel
0,8998	0,842

Berdasarkan Tabel 2 Karena T<sub>3</sub> (0,8998) > wilk<sub>(10; 0,05)</sub> (0,842) maka diputuskan gagal tolak H<sub>0</sub> dan pengujian hipotesis ini dapat dipercaya sebesar 95% dengan hasil yang menyatakan bahwa data jumlah penduduk miskin berdistribusi normal.

**Uji Normalitas PDRB (X)**

**Tabel 3.** Uji Normalitas (X)

Shapiro Wilk (T <sub>3</sub> )	Tabel
0,9347	0,842

Berdasarkan Tabel 3 Karena T<sub>3</sub> (0,9347) > wilk<sub>(10; 0,05)</sub> (0,842) maka diputuskan gagal tolak H<sub>0</sub> dan pengujian hipotesis ini dapat dipercaya sebesar 95% dengan hasil yang menyatakan bahwa data produk domestik regional bruto berdistribusi normal.

**Pemodelan Regresi Linier Sederhana Bayes Fungsi Likelihood**

Fungsi *likelihood* yang digunakan adalah berdasarkan dari pola data yang berasal dari distribusi normal. Untuk jumlah data n = 10, dan jumlah parameter yang diduga k = 2

$$p(y | X, \beta, \sigma^2) \propto (\sigma^2)^{-10/2} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}(y - X\beta)^T (y - X\beta)\right)$$

**Distribusi Prior**

Pada penelitian ini, data yang berdistribusi normal dijadikan sebagai acuan dan informasi dalam menentukan distribusi *prior*. *Prior* yang digunakan pada penelitian ini adalah *prior* konjugat yang didasari dengan pola datanya.

**Estimasi Parameter dengan MCMC**

Selanjutnya untuk mendapatkan estimasi parameter  $\sigma^2$ ,  $\beta_0$  dan  $\beta_1$  dengan model regresi linier Bayesian, dirancang rantai markov dari distribusi *posterior* yaitu *Gibbs Sampler* sebanyak 50.000 iterasi.

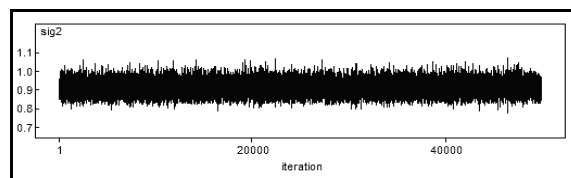
**1. Taksiran Parameter  $\sigma^2$**

Dilakukan *Gibbs Sampler* sebanyak 50.000 iterasi untuk mendapatkan taksiran parameter  $\sigma^2$  yang berdistribusi Inv-Gamma ( $a_n, b_n$ ) dengan memilih nilai awal  $\sigma^{2(0)} = 1$ . Kemudian memotong 500 iterasi pertama diperoleh hasil sebagai berikut:

**Tabel 4** Taksiran Parameter  $\sigma^2$

Node	Mean	MC Error	2,5%	97,5%
Sigma	0,9149	0,000144	0,85	0,9836

Rantai markov untuk taksiran parameter  $\sigma^2$  sebagai berikut:



**Gambar 1** Dynamic Trace untuk Parameter  $\sigma^2$

Gambar 1 menunjukkan bahwa nilai-nilai *Gibbs Sampler* sebanyak 49.500 yang membentuk rantai Markov. Kekonvergenan dapat diketahui dengan melihat *plot dynamic trace* yang menunjukkan pola acak yang berarti sudah tidak membentuk pola tertentu sehingga proses *burn in* sudah selesai dan nilai *MC Error* (0,000144) < 0,05. Karena nilai *MC Error* kurang dari 5% maka iterasi dihentikan. Dengan mencari nilai rata-rata dari 49.500 nilai *Gibbs Sampler* tersebut, maka diperoleh hasil taksiran parameter parameter  $\sigma^2 = 0,9149$ . Berdasarkan nilai-nilai *Gibbs Sampler* tersebut, dihasilkan fungsi densitas sehingga interval kredibel 95% untuk taksiran  $\sigma^2$  adalah (0,85;0,9836).

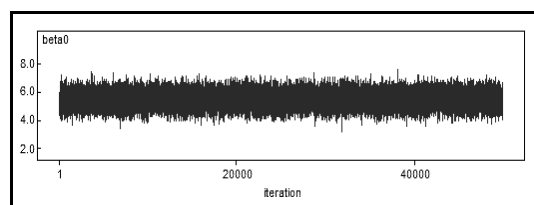
**2. Taksiran Parameter  $\beta_0$**

Dilakukan *Gibbs Sampler* sebanyak 50.000 iterasi untuk mendapatkan taksiran parameter  $\beta_0$  yang berdistribusi normal dengan memilih nilai awal  $\beta_0^{(0)} = 1$ . Kemudian memotong 500 iterasi pertama diperoleh hasil sebagai berikut:

**Tabel 5** Taksiran Parameter  $\beta_0$

Node	Mean	MC Error	2,5%	97,5%
Beta0	5,462	0,0022	4,484	6,439

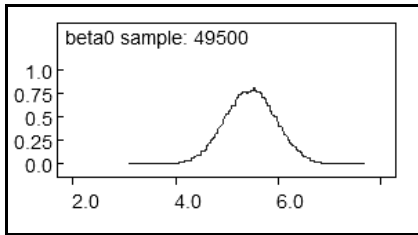
Rantai Markov untuk taksiran parameter  $\beta_0$  sebagai berikut:



**Gambar 2** Dynamic Trace untuk Parameter  $\beta_0$

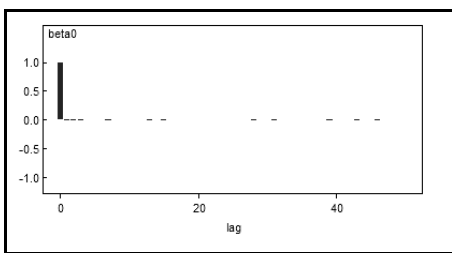
Gambar 2 menunjukkan bahwa nilai-nilai *Gibbs Sampler* sebanyak 49.500 yang membentuk rantai Markov. Kekonvergenan dapat diketahui dengan melihat *plot dynamic trace* yang menunjukkan pola acak yang berarti sudah tidak membentuk pola tertentu sehingga proses *burn in* sudah selesai dan nilai *MC Error* (0,0022) < 0,05. Karena nilai *MC Error* kurang dari 5% maka iterasi dihentikan. Dengan mencari nilai rata-rata dari 49.500 nilai *Gibbs Sampler* tersebut, maka diperoleh hasil taksiran parameter parameter  $\beta_0 =$

5,462. Berdasarkan nilai-nilai *Gibbs Sampler* tersebut, dihasilkan fungsi densitas pada Gambar 4.3 sehingga interval kredibel 95% untuk taksiran  $\beta_0$  adalah (4,484; 6,439).



**Gambar 3** Fungsi Densitas pada Parameter  $\beta_0$

Pada Gambar 3 dapat dilihat bahwa sebaran *posterior* yang terbentuk untuk parameter  $\beta_0$  berbentuk hampir menyerupai sebaran normal.



**Gambar 4** Autokorelasi pada Parameter  $\beta_0$

Pada Gambar 4 dapat diketahui bahwa ACF *cut off* pada lag ke-1 dan nilai lainnya menuju 0 sehingga dikatakan bahwa pada rantai terdapat korelasi yang lemah. Korelasi yang lemah menunjukkan bahwa algoritma sudah berada dalam distribusi target.

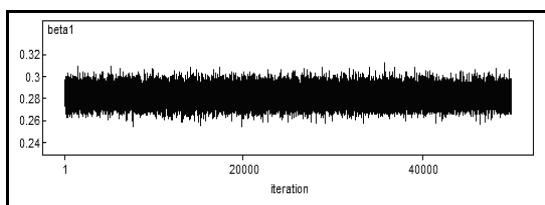
### 3. Taksiran Parameter $\beta_1$

Dilakukan *Gibbs Sampler* sebanyak 50.000 iterasi untuk mendapatkan taksiran parameter  $\beta_1$  yang berdistribusi normal dengan memilih nilai awal  $\beta_0^{(1)} = 1$  Kemudian memotong 500 iterasi pertama diperoleh hasil sebagai berikut:

**Tabel 6** Taksiran Parameter  $\beta_1$

Node	Mean	MC Error	2,5%	97,5%
Beta1	0,2827	0,0000286	0,2694	0,296

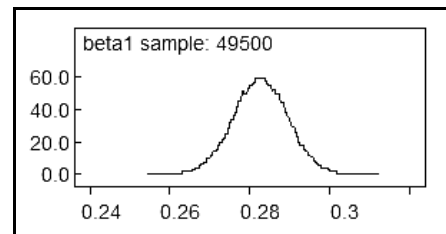
Rantai markov untuk taksiran parameter  $\beta_1$  sebagai berikut:



**Gambar 5** *Dynamic Trace* untuk Parameter  $\beta_1$

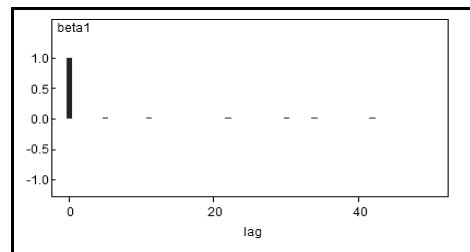
Gambar 5 menunjukkan bahwa nilai-nilai *Gibbs Sampler* sebanyak 49.500 yang membentuk rantai Markov. Kekonvergenan dapat diketahui dengan melihat *plot dynamic trace* yang

menunjukkan pola acak yang berarti sudah tidak membentuk pola tertentu sehingga proses *burn in* sudah selesai dan nilai *MC Error* (0,0000286) < 0,05. Karena nilai *MC Error* kurang dari 5% maka iterasi dihentikan. Dengan mencari nilai rata-rata dari 49.500 nilai *Gibbs Sampler* tersebut, maka diperoleh hasil taksiran parameter parameter  $\beta_1 = 0,2827$ . Berdasarkan nilai-nilai *Gibbs Sampler* tersebut, didapatkan interval kredibel 95% untuk taksiran  $\beta_1$  adalah (0,2694; 0,296).



**Gambar 6** Fungsi Densitas pada Parameter  $\beta_1$

Pada Gambar 6 dapat dilihat bahwa sebaran *posterior* yang terbentuk untuk parameter  $\beta_1$  berbentuk hampir menyerupai sebaran normal.



**Gambar 7** Autokorelasi pada Parameter  $\beta_1$

Pada Gambar 7 dapat diketahui bahwa ACF *cut off* pada lag ke-1 dan nilai lainnya menuju 0 sehingga dikatakan bahwa pada rantai terdapat korelasi yang lemah. Korelasi yang lemah menunjukkan bahwa algoritma sudah berada dalam distribusi target.

### Uji Signifikansi Parameter

Uji ini dilakukan dengan membandingkan jumlah kuantil dari *posterior* yang bernilai positif dengan jumlah kuantil yang bernilai negatif. Nilai-nilai kuantil dari *posterior* disajikan dalam tabel berikut:

**Tabel 7** Nilai Kuantil *Posterior* Parameter

Kuantil	$\beta_1$
2,5%	0,2894
50%	0,2826
97,5%	0,296

Berdasarkan Tabel 7 dapat dilihat bahwa semua nilai kuantil *posterior* terkonsentrasi dinilai positif maka  $H_0$  ditolak dan disimpulkan bahwa variabel PDRB berpengaruh terhadap variabel jumlah penduduk miskin.

**Mean Square Error (MSE)**

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}{n-k} = \frac{880,9181}{8} = 110,11$$

Nilai MSE pada regresi linier sederhana bayes ini adalah sebesar 110,11 untuk n pengamatan sebanyak 10 pengamatan.

**Koefisien Determinasi ( $R^2$ )**

Untuk mengukur proporsi keragaman total dalam variabel Jumlah Penduduk Miskin (Y) yang dapat dijelaskan oleh variabel bebas yaitu Produk Domestik Regional Bruto, maka digunakan koefisien determinasi ( $R^2$ ) dengan hasil sebagai berikut:

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} = \frac{1586,749}{2467,657} = 0,643$$

$R^2$  sebesar 0,643 menunjukkan bahwa 64,3% variabel tak bebas yaitu jumlah penduduk miskin dapat dijelaskan oleh variabel bebas yaitu Produk Domestik Regional Bruto (PDRB). Sedangkan sisanya 35,7% dipengaruhi oleh faktor lain yang tidak diteliti.

**Interpretasi Model**

$$y = 5,462 + 0,2827x$$

Pengujian terhadap variabel independen untuk PDRB (Produk Domestik Regional Bruto) (X) memiliki tanda koefisien positif atau searah artinya apabila peningkatan PDRB meningkat akan diikuti peningkatan jumlah penduduk miskin. Hasil taksiran parameter menunjukkan bahwa nilai koefisien PDRB sebesar 0,2827 artinya bila PDRB mengalami peningkatan sebesar satu satuan maka akan terjadi peningkatan jumlah penduduk miskin sebesar 0,2827 satuan. PDRB berpengaruh secara signifikan terhadap jumlah penduduk miskin di Kalimantan Timur tahun 2017 karena semua nilai kuantil *posterior* terkonsentrasi dinilai positif.

Hasil penelitian ini tidak sesuai dengan penelitian yang dilakukan Kuznet dalam hipotesisnya yang menyimpulkan bahwa kenaikan PDRB mengakibatkan penurunan atas kemiskinan. Namun penelitian yang telah dilakukan ini sesuai dengan temuan dari World Bank (2006) bahwa pertumbuhan ekonomi belum dapat secara signifikan mengurangi kemiskinan dikarenakan pola dari pertumbuhan ekonomi di Indonesia yaitu terjadinya ketimpangan. Menurut Todaro (2006) Ketimpangan pendapatan adalah suatu kondisi dimana distribusi pendapatan yang diterima masyarakat tidak merata.

**Kesimpulan**

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan, dapat diperoleh model dengan menggunakan regresi linier bayes sebagai berikut:

$$y = 5,462 + 0,2827x$$

dengan interval kredibel 95% sebesar (0,2694; 0,296) dan model ini dapat dipercaya sebesar 0,643 atau 64,3%. Sedangkan sisanya 35,7% dipengaruhi oleh faktor lain yang tidak diteliti.

**Daftar Pustaka**

- Algifari. (2000). *Analisis Regresi, Teori, Kasus dan Solusi*. Yogyakarta: BPFE UGM.
- Arsyad, L. (1999). *Pengantar Perencanaan dan Pembangunan Ekonomi Daerah Edisi Pertama*. Yogyakarta: BPFE UGM
- Box, George E.P and Tiao, George C. (1973). *Bayesian Inference in Statistical Analysis*. London: Addison-Wesley Publishing Company
- Draper, N.R. and Smith, H. (1992). *Applied Regression Analysis, Second Edition*. New York: John Wiley and Sons.
- Fabozzi, et al. (2008). *Bayesian Methods in Finance*. New Jersey: John Wiley and Sons.
- Johnson, M.S. (2009). *Introduction to Bayesian Statistics with WinBUGS*. New York: Columbia University.
- Lancaster, Tony. (2003). *An Introduction to Bayesian Econometrics*. Lancashire: Lancaster University.
- Ntzoufraas, I. (2009). *Bayesian Modelling Using WinBUGS*. Greece: John Wiley.
- Scollnik, D.P.M.. (1996). *An Introduction to Markov Chain Monte Carlo Methods and Their Actuarial Applications*. Canada: University of Calgary.
- Suparlan, Parsudi. (2004). *Kemiskinan di Perkotaan*. Jakarta: Yayasan Obor.
- Todaro, Michel dan Smith. (2006). *Pembangunan Ekonomi*. Jakarta: Erlangga.
- Widarjono. (2007). *Ekonomika: Teori dan Aplikasi untuk Ekonomi dan Bisnis*. Yogyakarta: Ekonisia Fakultas Ekonomi Universitas Islam Indonesia.
- World Bank. (2006). *The World Bank Annual Report*. Washington DC: World Bank Institute.