

Komparasi Model Pertambahan Tinggi Badan Balita *Stunting* Dengan Metode Regresi Kuantil dan Regresi Kuantil Bayesian

Ferra Yanuar^{1*}, Cintya Mukti², Maiyastri³

^{1,2,3}Departemen Matematika dan Sains Data, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Andalas, Kampus Limau Manis, 25163, Padang-Indonesia
e-mail: ferrayanuar@sci.unand.ac.id

Diajukan: 1 Juli 2021, Diperbaiki: 3 Maret 2023, Diterima: 11 Juli 2023

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk mengkonstruksi model pertambahan tinggi badan balita *stunting* di Kabupaten Solok dengan menggunakan metode regresi kuantil dan metode regresi kuantil Bayesian. Metode regresi kuantil merupakan metode pendugaan parameter yang dilakukan dengan membagi data menjadi dua bagian yang tidak harus simetri ketika dicurigai terdapat perbedaan nilai estimator pada kuantil-kuantil tertentu. Metode regresi kuantil Bayesian merupakan metode pendugaan parameter yang menggabungkan konsep analisis kuantil ke dalam pendekatan Bayesian. Pada pendekatan Bayesian, digunakan distribusi *Asymmetric Laplace Distribution* (ALD) dalam pembentukan fungsi likelihood sebagai dasar dari pembentukan distribusi posterior yang digunakan dalam proses pendugaan parameter. Data penelitian yang digunakan adalah data 950 balita *stunting* di Kabupaten Solok pada bulan Agustus 2021 dan bulan Februari 2022. Pada penelitian ini diperoleh bahwa metode regresi kuantil Bayesian menghasilkan model dugaan yang lebih baik daripada metode regresi kuantil. Kriteria kebaikan model adalah berdasarkan lebar selang kepercayaan 95% terpendek dan nilai *pseudo R²* terbesar. Faktor-faktor yang signifikan dalam mempengaruhi pertambahan tinggi badan balita *stunting* di Kabupaten Solok adalah jenis kelamin, berat badan lahir, ASI eksklusif, dan imunisasi.

Kata Kunci: Metode regresi kuantil, metode regresi kuantil Bayesian, *Asymmetric Laplace Distribution* (ALD).

Abstract

This study aims to construct a model of stunting toddler height gain in Solok District using the quantile regression method and the Bayesian quantile regression method. The quantile regression method is a parameter estimation method that is performed by dividing the data into two parts that do not have to be symmetrical when there is a suspicion of a difference in the estimator values at certain quantiles. The Bayesian quantile regression method is a parameter estimation method that combines the concept of quantile analysis into the Bayesian approach. In the Bayesian approach, the Asymmetric Laplace Distribution (ALD) is used to form the likelihood function as the basis for forming the posterior distribution which is used in the parameter estimation process. The research data was data on 950 stunting toddlers in Solok Regency in August 2021 and February 2022. In this study it was found that the Bayesian quantile regression method produced a better predictive model than the quantile regression method. The criterion for the goodness of the model is based on the width of the shortest 95% confidence interval and the largest pseudo R^2 value. Factors that significantly influence stunting toddlers' height gain in Solok Regency are gender, birth weight, exclusive breastfeeding, and immunization.

Keywords: *Quantile regression method, Bayesian quantile regression method, Asymmetric Laplace Distribution (ALD).*

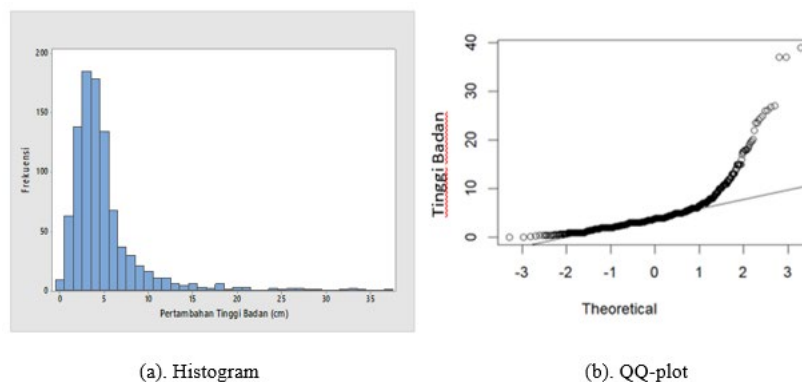
1 Pendahuluan

Masalah *stunting* masih menjadi masalah kesehatan yang belum bisa diatasi sepenuhnya oleh pemerintah baik oleh pemerintah pusat maupun oleh pemerintah daerah. Saat ini, diperkirakan 162 juta anak Indonesia di bawah usia lima tahun (balita) dalam kategori *stunting*. Diperkirakan pada tahun 2025, 127 juta balita akan mengalami *stunting*.

Stunting merupakan malnutrisi kronis disebabkan oleh kekurangan asupan gizi yang berkepanjangan, yang dapat menyebabkan gangguan di masa depan, yaitu kesulitan dalam mencapai perkembangan fisik dan kognitif yang optimal [1], [2]. *Stunting* pada anak disebabkan oleh banyak faktor yaitu kurangnya asupan gizi dalam jangka waktu yang lama, anak sering sakit terutama diare, campak, TBC, dan penyakit infeksi lainnya, keterbatasan air bersih dan sanitasi, ketersediaan pangan di tingkat rumah tangga rendah [3].

Kabupaten Solok merupakan salah satu kabupaten dengan kasus *stunting* tertinggi di Sumatera Barat, berdasarkan hasil Survei Status Gizi Indonesia (SSGI) pada tahun 2022 mengalami penurunan mencapai 15,9 persen, yakni dari 40,1 persen pada tahun 2021 menjadi 24,2 persen pada tahun 2022. Namun angka 24,2 persen masih dikategorikan tinggi, angka tersebut melewati angka yang ditetapkan WHO sebagai daerah rawan *stunting*, yaitu 20,0 persen [4]. Dengan demikian Kabupaten Solok masih menjadi daerah rawan *stunting* dan lokus (lokasi fokus intervensi penurunan) *stunting* di Sumatera Barat. Untuk mengetahui prevalensi *stunting* di Kabupaten Solok dilakukan pemodelan statistika sehingga dapat diformulasikan kebijakan terkait penanggulangan kasus *stunting* yang efektif efisien dan berbasis data.

Biasanya untuk menduga parameter suatu analisis regresi digunakan Metode Kuadrat Terkecil (MKT), namun dalam penggunaan MKT harus memenuhi asumsi klasik yaitu normalitas, tidak ada multikolinieritas, homoskedastisitas, dan tidak ada autokorelasi [5], [5]–[7]. Pada analisis pendahuluan (dapat dilihat pada Gambar 1), data pertambahan tinggi badan balita *stunting* di Kabupaten Solok tidak berdistribusi normal sehingga penggunaan MKT tidak efisien digunakan dalam menduga parameter model [6], [8]. Untuk itu dilakukan analisis dugaan parameter menggunakan regresi kuantil dan regresi kuantil Bayesian. Analisis kuantil dipilih karena dalam menduga parameter, tidak memerlukan asumsi apa pun termasuk asumsi normalitas, hanya memerlukan data yang berukuran besar. Penggabungan analisis kuantil ke konsep Bayesian dilakukan agar penduga yang dihasilkan menjadi lebih efektif dan natural sehingga dapat menghasilkan model dugaan yang lebih baik dan mendekati ke estimasi nilai yang sebenarnya [9], [10].



Gambar 1. (a) Hitogram dan (b). QQ plot data pertambahan tinggi badan balita Stunting di Kabupaten Solok.

Penelitian terkait regresi kuantil Bayesian diawali oleh Yu dan Mooyed [11]. Penelitian tentang topik ini kemudian berkembang pesat, diantaranya penelitian tentang simulasi numerik dalam pendugaan parameter dari metode regresi kuantil Bayesian menggunakan algoritma *Gibbs Sampling* [12]. Penerapan metode regresi kuantil Bayesian juga diterapkan dalam penggunaan data respon biner berdasarkan distribusi *Asymmetric Laplace Distribution* (ALD) [13]. Penelitian selanjutnya membahas tentang analisis seleksi variabel pada regresi kuantil menggunakan konsep *Gibbs Sampling* [10]. Analisis regresi kuantil Bayesian selanjutnya juga digunakan untuk mengestimasi model dengan mengaproksimasi fungsi *likelihood* [14], serta analisis dari inferensi posterior dengan *likelihood* dari distribusi ALD [15]. Penerapan regresi kuantil Bayesian juga digunakan dalam memodelkan deposit *Jeonse* di Korea [16]. Oh et al. melakukan pemilihan variabel dengan metode regresi kuantil Bayesian menggunakan Savage–Dickey density ratio [17]. Selanjutnya penerapan regresi kuantil Bayesian juga diaplikasikan dalam mengkonstruksi model berat bayi lahir rendah dengan menggunakan pendekatan algoritma *Gibbs Sampling* [18].

Penelitian ini bertujuan untuk mengkonstruksi model pertambahan tinggi badan balita *stunting* dengan menggunakan metode regresi kuantil dan regresi kuantil Bayesian untuk kemudian membandingkan hasil dari penerapan kedua metode. Kasus ini penting untuk diteliti mengingat kasus *stunting* masih tinggi di Kabupaten Solok. Sementara itu *stunting* ini berakibat pada pertumbuhan balita di masa yang akan datang.

2 Metode Penelitian

Pada bagian ini diuraikan terkait metode analisa data yang digunakan, data penelitian dan tahapan penelitian.

2.1 Metode Regresi Kuantil

Misalkan $\mathbf{y} = (y_1, y_2, \dots, y_n)'$ vektor variabel respon dan $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_k)'$ adalah vektor kovariat. Secara umum, suatu model persamaan regresi linier bagi kuantil ke- τ , dimana $0 < \tau < 1$ dengan n sampel dan k prediktor untuk $i = 1, 2, \dots, n$ ditulis dalam bentuk :

$$y_i = \beta_{0\tau} + \beta_{1\tau}x_{i1} + \beta_{2\tau}x_{i2} + \dots + \beta_{k\tau}x_{ik} + \varepsilon_i, \quad (1)$$

dengan $\boldsymbol{\beta}(\tau)$ vektor parameter dan $\boldsymbol{\varepsilon}$ vektor sisaan.

Fungsi kuantil bersyarat ke- τ pada metode regresi kuantil didefinisikan sebagai $Q_{y_i}(\tau|x_i) = \mathbf{x}'_i\boldsymbol{\beta}(\tau)$ maka nilai dugaan parameternya, yaitu $\hat{\boldsymbol{\beta}}(\tau)$ diperoleh dengan meminimumkan [19]:

$$\sum_{i=1}^n \rho_{\tau}(y_i - \mathbf{x}'_i\boldsymbol{\beta}), \quad (2)$$

dengan $\rho_{\tau}(u) = u(\tau - I(u < 0))$ adalah *loss function* yang ekuivalen dengan :

$$\rho_{\tau}(\varepsilon) = \varepsilon(\tau I(\varepsilon > 0) - (1 - \tau)I(\varepsilon < 0)), \quad (3)$$

dengan $I(\cdot)$ merupakan fungsi indikator, yang bernilai satu saat $I(\cdot)$ benar dan nol selainnya.

Minimisasi Persamaan (2) dengan menggunakan metode simpleks pada pemrograman linier. Namun, menggunakan metode simpleks dalam menduga parameter termasuk rumit dilakukan. Untuk mengatasi kesulitan itu dilakukan pendekatan dengan metode Bayes agar proses pendugaan parameter menjadi sedikit lebih mudah.

2.2 Metode Regresi Kuantil Bayesian

Yu dan Mooyed [11] menemukan bahwa meminimumkan *loss function* dari regresi kuantil ekuivalen dengan memaksimalkan fungsi *likelihood* yang dibentuk dari data yang diasumsikan berdistribusi *Asymmetric Laplace Distribution* (ALD). ALD digunakan dalam distribusi *likelihood* agar penduga Bayesian menjadi lebih efektif dan natural. Ini dikarenakan distribusi ALD merupakan suatu hubungan parametrik yang mungkin diantara masalah minimisasi Persamaan (2) dengan teori kemungkinan maksimum [20]–[22]. Selain itu, *loss function* regresi kuantil identik dengan fungsi *likelihood* ALD [15].

Distribusi ALD merupakan salah satu distribusi peluang kontinu. Suatu peubah acak ε berdistribusi ALD dengan fungsi kepekatan peluang $f(\varepsilon)$ nya yaitu :

$$f_{\tau}(\varepsilon) = \tau(1 - \tau)\exp(-\rho_{\tau}(\varepsilon)), \quad (4)$$

dengan $0 < \tau < 1$ dan $\rho_{\tau}(\varepsilon)$ didefinisikan pada Persamaan (3).

Estimasi parameter model dengan metode regresi kuantil Bayesian dapat dilakukan untuk jenis distribusi data apapun dengan mengasumsikan hal-hal berikut :

1. $f(\mathbf{y}; \mu_i)$ berdistribusi ALD,
2. $g(\mu_i) = \mathbf{x}'_i\boldsymbol{\beta}(\tau)$.

Dimisalkan variabel respon \mathbf{y} yaitu vektor yang berukuran $n \times 1$ dan k buah variabel indikator $\mathbf{x}'_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik})$. Pendugaan parameter $\boldsymbol{\beta}$ diperoleh dengan menggabungkan metode regresi kuantil ke dalam konsep Bayesian dimana distribusi ALD digunakan untuk fungsi *likelihood* nya. ALD memiliki representasi gabungan dari beberapa distribusi yaitu berdasarkan distribusi eksponensial dan distribusi normal yang digunakan dalam membentuk fungsi *likelihood* [5]. Suatu peubah acak ε berdistribusi ALD dengan fungsi kepekatan peluang pada Persamaan (4), ε dapat dinyatakan dalam:

$$\varepsilon = \theta z + pu\sqrt{z}, \quad (5)$$

dimana $\theta = \frac{1-2\tau}{(1-\tau)\tau}$ dan $p^2 = \frac{2}{(1-\tau)\tau}$.

Model regresi kuantil ke- τ dapat ditulis menjadi :

$$y_i = x'_i \boldsymbol{\beta}_\tau + \sigma \theta z_i + \sigma p u_i \sqrt{z_i}, \quad (6)$$

dimana $z_i \sim \exp(1)$ dan $u_i \sim N(0,1)$, serta $v_i = \sigma z_i$, dimana $\mathbf{v} = (v_1, v_2, \dots, v_n)'$. Karena $z_i \sim \exp(1)$ maka $v_i \sim \exp(\sigma)$. dan dengan $i = 1, 2, \dots, n$. Sehingga diperoleh fungsi kepekatan peluang dari y_i yaitu :

$$f(y_i; \boldsymbol{\beta}_\tau, v_i, \sigma) = \frac{1}{p\sqrt{\sigma v_i} \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(y_i - (x'_i \boldsymbol{\beta}_\tau + \theta v_i))^2}{2p^2 \sigma v_i}\right), \quad (7)$$

dan fungsi *likelihood* diperoleh sebagai berikut :

$$L(\boldsymbol{\beta}_\tau, \mathbf{v}, \sigma) \propto \left(\prod_{i=1}^n (\sigma v_i)^{-\frac{1}{2}}\right) \left(\exp\left(-\sum_{i=1}^n \frac{(y_i - (x'_i \boldsymbol{\beta}_\tau + \theta v_i))^2}{2p^2 \sigma v_i}\right)\right). \quad (8)$$

Dipilih distribusi prior untuk parameter $\boldsymbol{\beta}_\tau \sim N(b_0, \mathbf{B}_0)$, $v_i \sim \exp(\sigma)$, dan $\sigma \sim IG(a, b)$. Sehingga diperoleh distribusi posterior nya yaitu :

$$\begin{aligned} (\boldsymbol{\beta}_\tau | \mathbf{v}, \sigma, \mathbf{y}) &\sim N\left[\left(\mathbf{B}_0^{-1} + x_i(p^2 \sigma \mathbf{v})^{-1} x'_i\right)^{-1} \left(\mathbf{B}_0^{-1} b_0 + x_i(p^2 \sigma \mathbf{v})^{-1} \mathbf{y} \right. \right. \\ &\quad \left. \left. - x_i(p^2 \sigma \mathbf{v})^{-1} \theta \mathbf{v}\right), \left(\mathbf{B}_0^{-1} + x_i \mathbf{c} x'_i\right)^{-1}\right]; \\ (v_i | \boldsymbol{\beta}_\tau, \sigma, \mathbf{y}) &\sim GIG\left(\frac{1}{2}, \left(\frac{(y_i - x'_i \boldsymbol{\beta}_\tau)^2}{p^2 \sigma}\right), \left(\frac{2}{\sigma} + \frac{\theta^2}{p^2 \sigma}\right)\right); \\ (\sigma | \boldsymbol{\beta}_\tau, \mathbf{v}, \mathbf{y}) &\sim IG\left(\left(a + \frac{3n}{2}\right), \left(b + \sum_{i=1}^n v_i + \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - (x'_i \boldsymbol{\beta}_\tau + \theta v_i))^2}{2p^2 v_i}\right)\right). \end{aligned}$$

2.3 Data Penelitian

Penelitian ini menggunakan data dari 950 balita *stunting* di Kabupaten Solok pada bulan Agustus 2021 dan bulan Februari 2022. Variabel respon penelitian ini adalah data pertambahan tinggi badan balita *stunting* dari Agustus 2021 sampai Februari 2022. Histogram dan QQ plot dari

data variabel respon ini sudah disajikan pada Gambar 1 di atas. Gambar 1 di atas menunjukkan bahwa data pertambahan tinggi badan balita *stunting* memiliki histogram yang condong ke kanan dan tidak menyerupai kurva sebaran normal, sedangkan Gambar 1 (b) menunjukkan terdapat beberapa data yang tidak terletak di sekitar garis linier. Kedua hal ini menginformasikan bahwa data pertambahan tinggi badan balita *stunting* tidak berdistribusi normal.

Tabel 1. Statistika Deskriptif Balita *Stunting* Berdasarkan Variabel Bebas Kategori

Indikator	Kategori	Frekuensi	Presentase
Jenis Kelamin (X_1)	Laki-Laki	544	57,26%
	Perempuan	406	45,7%
ASI Eksklusif (X_3)	Ya	255	66,6%
	Tidak	695	33,4%
Jamban Sehat (X_4)	Ya	578	60,85%
	Tidak	372	39,15%
Air Bersih (X_5)	Ya	847	89,15%
	Tidak	103	10,85%
JKN / BPJS (X_6)	Ya	310	32,63%
	Tidak	640	67,37%
Cacingan (X_7)	Ya	3	0,31%
	Tidak	947	99,69%
Imunisasi (X_8)	Ya	201	21,15%
	Tidak	749	78,85%
Merokok (X_9)	Ya	847	89,15%
	Tidak	103	10,85%
Penyakit Penyerta (X_{10})	Ya	14	1,47%
	Tidak	936	98,53%

Adapun variabel indikator yang digunakan pada penelitian ini adalah faktor-faktor yang diasumsikan mempengaruhi pertambahan tinggi badan balita *stunting* yang telah digunakan juga oleh beberapa studi sebelumnya, yaitu jenis kelamin penderita (X_1), berat badan lahir (X_2), ASI eksklusif (X_3), jamban sehat (X_4), air bersih (X_5), Jaminan Kesehatan Nasional (JKN) / Badan Penyelenggara Jaminan Sosial (BPJS) (X_6), cacingan (X_7), imunisasi (X_8), merokok (X_9), dan penyakit penyerta (X_{10}). Statistika deskriptif dari variabel indikator data balita *stunting* di Kabupaten Solok disajikan pada Tabel 1. Untuk variabel indikator berat badan lahir (X_2) memiliki tipe numerik dengan rata-rata berat badan lahir dari 950 balita *stunting* tersebut adalah 3,032 kg dengan simpangan baku 1,019.

Pada penelitian ini, semua variabel indikator, kecuali berat lahir bayi (X_2), merupakan variabel bebas yang memiliki skala pengukuran nominal dengan dua kategori. Oleh karena itu dalam analisis, variabel berjenis ini ditransformasi menjadi variabel dummy dengan 1 kategori.

2.4 Tahapan Penelitian

Pada bagian ini diuraikan tahap-tahap penelitian yang dilakukan dalam mengestimasi parameter model :

1. Membentuk model regresi linier dengan metode kuadrat terkecil :
 - a. Membentuk estimasi model regresi linier.
 - b. Uji signifikansi setiap parameter model.
 - c. Melakukan uji normalitas Kolmogorov-Smirnov.
2. Mengestimasi model dengan metode regresi kuantil :
 - a. Mengestimasi setiap parameter model untuk setiap kuantil terpilih.
 - b. Melakukan uji signifikansi untuk setiap parameter model untuk setiap kuantil.
 - c. Mengukur kebaikan model dengan menghitung *pseudoR2* untuk setiap kuantil.
 - d. Mengestimasi nilai lebar selang kepercayaan 90% setiap parameter untuk setiap kuantil.
3. Mengestimasi model dengan metode regresi kuantil Bayesian:
 - a. Menentukan fungsi *likelihood* dari data sampel.
 - b. Menentukan distribusi prior data sampel. Distribusi prior untuk semua parameter yang akan diestimasi menggunakan prior informatif Normal.
 - c. Menentukan distribusi posterior data sampel. Distribusi posterior diperoleh secara proporsional dari perkalian fungsi *likelihood* dan distribusi prior.
 - d. Mengestimasi setiap parameter model untuk setiap kuantil dengan proses MCMC dengan metode Gibbs Sampling sebanyak 25.000 iterasi dan 1.000 burn-in.
 - e. Melakukan uji signifikansi untuk setiap parameter model untuk setiap kuantil.
 - f. Mengukur kebaikan model dengan menghitung *pseudoR2* untuk setiap kuantil.
 - g. Mengestimasi nilai lebar selang kepercayaan 90% setiap parameter untuk setiap kuantil.
 - h. Melakukan uji kekonvergenan terhadap parameter model dengan melihat *trace-plot* , *density-plot*, dan plot ACF untuk setiap kuantil.
4. Membandingkan hasil estimasi dan nilai lebar selang kepercayaan 90% dan nilai *pseudoR2* pada metode regresi kuantil dan metode regresi kuantil Bayesian untuk menentukan model terbaik.
5. Menarik kesimpulan dari hasil analisis yang diperoleh.

3 Hasil dan Pembahasan

Analisis data diawali dengan mengkonstruksi model menggunakan metode kuadrat terkecil (MKT) untuk memilih variabel yang akan dilibatkan dalam analisis kuantil dan kuantil Bayesian. Dari hasil analisis MKT diperoleh variabel yang signifikan dalam memodelkan pertambahan tinggi badan balita *stunting* yaitu jenis kelamin (X_1), berat badan (X_2), ASI eksklusif (X_3), dan imunisasi (X_8). Selanjutnya dikonstruksi model pertambahan tinggi badan balita *stunting* dengan menggunakan metode regresi kuantil dan metode regresi kuantil Bayesian. Hasil kedua metode kemudian dibandingkan dengan mengecek lebar selang kepercayaan 90% dan $pseudoR^2$ dari setiap kuantil terpilih. Kuantil terpilih yang digunakan adalah 0,10 ; 0,25 ; 0,50 ; 0,75 ; dan 0,90. Analisis dilakukan dengan bantuan *software* R. Pada Tabel 2 berikut disajikan hasil estimasi dan lebar selang kepercayaan 90% dari kedua metode.

Tabel 2. Hasil Estimasi Koefisien Regresi dan Lebar Selang Kepercayaan (LS) 90% dari Metode Regresi Kuantil (RK) dan Metode Regresi Kuantil Bayesian (RKB).

Variabel Indikator	Metode RK		Metode RKB	
	Estimasi	LS 95%	Estimasi	LS 95%
$\tau = 0,10$				
Intersep	0,8417*	1,8532*	1,0587*	1,0086*
Jenis Kelamin (X_1)	0,0637	0,5767	0,1287	0,4542
Berat Badan (X_2)	0,2123	0,5475	0,1340	0,2820
ASI Eksklusif (X_3)	0,4362	0,4754	0,4104*	0,4749*
Imunisasi (X_8)	0,0849*	0,6408*	0,0790	0,5467
$\tau = 0,25$				
Intersep	2,0000*	1,5298*	2,1184*	1,1861*
Jenis Kelamin (X_1)	0,2500	0,5671	0,2575	0,5490
Berat Badan (X_2)	0,1250	0,4842	0,0817	0,3482
ASI Eksklusif (X_3)	0,3250*	0,4630*	0,2948*	0,531*
Imunisasi (X_8)	0,3000	0,6701	0,2842	0,6856
$\tau = 0,50$				
Intersep	3,1259*	1,4240*	3,1518*	1,1655*
Jenis Kelamin (X_1)	0,3400	0,6223	0,2802	0,6256
Berat Badan (X_2)	0,1335	0,5208	0,1334	0,3257
ASI Eksklusif (X_3)	-0,3540*	0,6479*	0,3977*	0,7280*
Imunisasi (X_8)	0,7133*	0,8472*	0,7875*	0,8629*
$\tau = 0,75$				
Intersep	3,8087*	2,3684*	3,7687*	1,8451*
Jenis Kelamin (X_1)	0,5565	1,3539	0,5410*	0,9192*
Berat Badan (X_2)	0,2608*	0,7792*	0,2894*	0,5763*
ASI Eksklusif (X_3)	1,5000*	1,4572*	1,3837*	1,1939*
Imunisasi (X_8)	1,0347*	1,4381*	1,1165*	1,2352*
$\tau = 0,90$				
Intersep	3,3000*	5,3081*	3,5556*	2,3135*
Jenis Kelamin (X_1)	1,1818	2,6730	1,0984*	1,6105*

Variabel Indikator	Metode RK		Metode RKB	
	Estimasi	LS 95%	Estimasi	LS 95%
Berat Badan (X_2)	1,2727	1,8763	1,2337*	0,6815*
ASI Eksklusif (X_3)	2,8363*	3,1512*	2,9344*	1,8937*
Imunisasi (X_8)	1,0636	5,0475	1,0539*	2,1897*

* Signifikan pada taraf nyata $\alpha = 0,1$

Pada Tabel 2 di atas dapat dilihat bahwa untuk metode regresi kuantil variabel-variabel yang signifikan pada setiap kuantil terpilih adalah: Berat badan (X_2) dan ASI eksklusif (X_3). Sementara itu variabel jenis kelamin (X_1) signifikan pada kuantil 0,50 dan kuantil 0,75. Kemudian untuk metode regresi kuantil Bayesian, variabel ASI eksklusif (X_3) signifikan pada setiap kuantil, jenis kelamin (X_1), berat badan (X_2), dan imunisasi (X_8) signifikan pada kuantil 0,75 dan kuantil 0,90. Dari hasil analisis ini diperoleh bahwa metode regresi kuantil Bayesian secara keseluruhan memiliki kecenderungan menghasilkan lebar selang kepercayaan 90% yang lebih kecil daripada metode regresi kuantil. Untuk mengetahui ukuran kebaikan model dari kedua metode untuk setiap kuantil dilihat dari nilai $pseudoR^2$ yang dihasilkan setiap model dugaan. Tabel 3 mempresentasikan nilai dugaan untuk $pseudoR^2$ pada masing-masing kuantil untuk setiap metode regresi yang digunakan.

Tabel 3. $PseudoR^2$ dari Metode Regresi Kuantil (RK) dan Metode Regresi Kuantil Bayesian (RKB).

Kuantil	$Pseudo R^2$	
	RK	RKB
0,10	0,9897242	0,9901787
0,25	0,9917874	0,9965106
0,50	0,9879343	0,9880100
0,75	0,9728228	0,9729561
0,90	0,9632713	0,9633561

Pada Tabel 3 di atas dapat dilihat bahwa untuk setiap kuantil terpilih, nilai $pseudo R^2$ untuk model RKB cenderung lebih tinggi dari nilai $pseudo R^2$ yang dihasilkan dari model RK. Tetapi secara keseluruhan nilai $pseudo R^2$ yang dihasilkan sangat baik, karena semuanya bernilai lebih besar dari 0,95. Dapat juga diamati bahwa berdasarkan model RK dan RKB, kuantil 0,25 sama-sama menghasilkan nilai $pseudo R^2$ tertinggi. Pada model RK, diperoleh ukuran kebaikan model yang paling tinggi yaitu 0,9917874, daripada ukuran kebaikan model untuk kuantil lainnya. Hal ini menginformasikan bahwa keragaman pertambahan tinggi badan balita *stunting* dapat dijelaskan oleh model sebesar 99,17%. Artinya model dugaan pada kuantil 0,25 telah menerangkan keragaman model pertambahan tinggi badan sangat baik yaitu sebesar 99,17%. Kemudian untuk metode regresi kuantil Bayesian, diperoleh model pada kuantil 0,25 adalah model

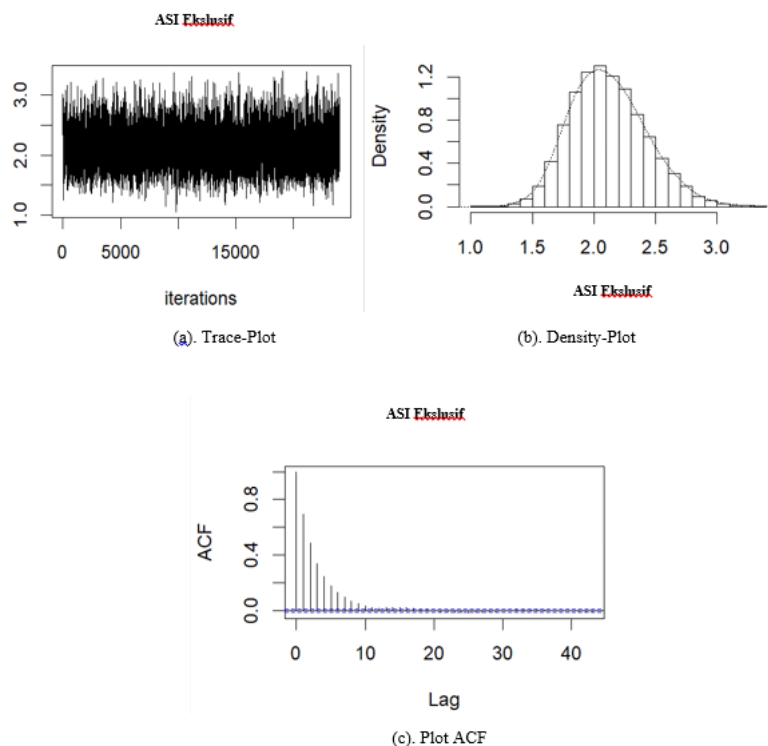
terbaik karena memiliki ukuran kebaikan model yang paling tinggi yaitu 0,9965106, daripada ukuran kebaikan model untuk kuantil lainnya. Hal ini menginformasikan bahwa keragaman pertambahan tinggi badan balita *stunting* dapat dijelaskan oleh model sebesar 99,65%.

Berdasarkan analisis kajian ini, dapat dipilih model pertambahan tinggi badan balita *stunting* di Kabupaten Solok adalah model hasil penerapan metode regresi kuantil Bayesian pada kuantil 0,25 yang dirumuskan sebagai berikut :

$$\hat{y} = 2,1184 + 0,25751X_1 + 0,0817X_2 + 0,2948X_3 + 0,2842X_8. \quad (9)$$

Informasi yang diperoleh dari model (9) di atas adalah 25% dari data pertambahan tinggi badan balita *stunting* yang jenis kelaminnya laki-laki adalah 0,2575 cm lebih panjang pertambahan tinggi badannya daripada balita yang berjenis kelamin perempuan dengan mengasumsikan variabel indikator lainnya adalah konstan. Sekitar 25% data pertambahan tinggi badan balita *stunting* yang kebutuhan ASI eksklusifnya tercukupi adalah 0,2948 cm lebih panjang pertambahan tinggi badannya daripada balita yang tidak tercukupi kebutuhan ASI eksklusifnya, dengan mengasumsikan variabel indikator lainnya konstan. Kemudian sekitar 25% dari data pertambahan tinggi badan balita *stunting* yang telah diimunisasi akan mengalami pertambahan tinggi badan 0,2842 cm lebih panjang daripada balita yang belum diimunisasi, dengan mengasumsikan variabel lainnya konstan.

Selanjutnya, untuk memastikan bahwa analisis dengan metode regresi kuantil Bayesian sudah menghasilkan nilai dugaan yang benar dan dapat diterima, perlu dilakukan uji kekonvergenan untuk setiap parameter model yang diestimasi. Gambar 2 menyajikan hasil uji untuk variabel ASI Eksklusif. Pada Gambar 2 (a) dapat dilihat *trace-plot* yang dihasilkan membentuk pola yang konvergen ke suatu nilai, sehingga dapat dinyatakan parameter model sudah konvergen. Pada bagian (b) dapat dilihat *density-plot* yang dihasilkan menyerupai kurva sebaran normal, sehingga dapat dinyatakan bahwa parameter model sudah berdistribusi normal. Kemudian pada bagian (c) dapat dilihat bahwa plot ACF yang dihasilkan menunjukkan nilai autokorelasi yang semakin kecil sehingga dapat dinyatakan bahwa tidak terjadi autokorelasi antar sampel. Sehingga disimpulkan bahwa nilai dugaan parameter yang dihasilkan sudah konvergen dengan demikian model dugaan dapat diterima.



Gambar 2. (a) *Trace-Plot* , (b) *Density-Plot* , dan (c) *Plot ACF* Variabel ASI Eksklusif X_3) pada kuantil 0,25

4 Simpulan

Pada penelitian ini ditemukan bahwa pertambahan tinggi badan balita *stunting* di Kabupaten Solok dipengaruhi oleh jenis kelamin, berat badan, ASI eksklusif, dan imunisasi. Dari analisis yang dilakukan, metode regresi kuantil Bayesian adalah metode yang lebih baik dalam memodelkan pertambahan tinggi badan balita *stunting* karena menghasilkan lebar selang kepercayaan 90% lebih kecil, dan ukuran kebaikan model yang lebih besar daripada metode regresi kuantil. Sehingga diperoleh model terbaik untuk data pertambahan tinggi badan balita adalah model dengan menerapkan metode regresi kuantil Bayesian.pada kuantil 0,25.

5 Ucapan Terima Kasih

Riset ini merupakan bagian dari Penelitian Dasar Kompetitif Nasional yang mendapat grand riset dari Kementerian Riset dan Teknologi Kemenristek, Republik Indonesia dengan nomor kontrak T/23/UN.16.17/PT.01.03/PDKN-Kesehatan/2022.

6 Daftar Pustaka

- [1] M. Ekholuenetale, A. Barrow, C. E. Ekholuenetale, and G. Tudeme, "Impact of stunting on early childhood cognitive development in Benin: evidence from Demographic and Health Survey," *Egypt Pediatric Association Gaz*, vol. 68, no. 1, p. 31, Dec. 2020, doi: 10.1186/s43054-020-00043-x.
- [2] M. Rosyidah, Y. L. R. Dewi, and I. Qadrijati, "Effects of Stunting on Child Development: A Meta-Analysis," *Journal of Maternal and Child Health*, vol. 06, no. 01, pp. 25–34, 2021, doi: <https://doi.org/10.26911/thejmch.2021.06.01.03>.
- [3] L. Tanzil and H. Hafriani, "Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Terjadinya Stunting Pada Balita Usia 24-59 Bulan," *JurKebMal*, vol. 7, no. 1, pp. 25–31, Jan. 2021, doi: 10.33024/jkm.v7i1.3390.
- [4] Y. Yuwanti, F. M. Mulyaningrum, and M. M. Susanti, "Faktor – Faktor Yang Mempengaruhi Stunting Pada Balita Di Kabupaten Grobogan," *j. keperawatan. kesehat. masy. cendekia. utama.*, vol. 10, no. 1, pp. 74–84, Mar. 2021, doi: 10.31596/jcu.v10i1.704.
- [5] N. Desviona and F. Yanuar, "Simulation Study of Autocorrelated Error Using Bayesian Quantile Regression," *sci. technol. indones.*, vol. 5, no. 3, pp. 70–74, Jul. 2020, doi: 10.26554/sti.2020.5.3.70-74.
- [6] F. Yanuar, H. Yozza, and A. Zetra, "Bayesian Quantile Regression Methods in Handling Non-normal and Heterogeneous Error Term," *Asian J. of Scientific Research*, vol. 12, no. 3, pp. 346–351, Jun. 2019, doi: 10.3923/ajsr.2019.346.351.
- [7] F. Yanuar, "The Simulation Study to Test the Performance of Quantile Regression Method With Heteroscedastic Error Variance," *CAUCHY*, vol. 5, no. 1, p. 36, Nov. 2017, doi: 10.18860/ca.v5i1.4209.
- [8] F. Yanuar, A. S. Deva, A. Zetra, and M. Maiyastri, "Length of hospital stay model of COVID-19 patients with quantile Bayesian with penalty LASSO," *Commun. Math. Biol. Neurosci.*, vol. 23, no. 1–18, 2023, doi: 10.28919/cmbn/7881.
- [9] R. Alhamzawi, K. Yu, and D. F. Benoit, "Bayesian adaptive Lasso quantile regression," *Statistical Modelling*, vol. 12, no. 3, pp. 279–297, 2012, doi: 10.1177/1471082X1101200304.
- [10] R. Alhamzawi and K. Yu, "Variable selection in quantile regression via Gibbs sampling," *Journal of Applied Statistics*, vol. 39, no. 4, pp. 799–813, 2012, doi: 10.1080/02664763.2011.620082.
- [11] K. Yu and R. A. Moyeed, "Bayesian quantile regression," *Statistics & Probability Letters*, vol. 54, pp. 437–447, 2001.
- [12] H. Kozumi and G. Kobayashi, "Gibbs sampling methods for Bayesian quantile regression," *Journal of Statistical Computation and Simulation*, vol. 81, no. 11, pp. 1565–1578, Nov. 2011, doi: 10.1080/00949655.2010.496117.
- [13] D. F. Benoit and D. Van den Poel, "Binary quantile regression: a Bayesian approach based on the asymmetric Laplace distribution," *J. Appl. Econ.*, vol. 27, no. 7, pp. 1174–1188, Nov. 2012, doi: 10.1002/jae.1216.
- [14] Y. Feng, Y. Chen, and X. He, "Bayesian quantile regression with approximate likelihood," *Bernoulli*, vol. 21, no. 2, pp. 832–850, May 2015, doi: 10.3150/13-BEJ589.

-
- [15] Y. Yang, H. J. Wang, and X. He, “Posterior Inference in Bayesian Quantile Regression with Asymmetric Laplace Likelihood: Bayesian Quantile Regression,” *International Statistical Review*, vol. 84, no. 3, pp. 327–344, 2015, doi: 10.1111/insr.12114.
- [16] E. J. Nam, E. K. Lee, and M.-S. Oh, “Bayesian quantile regression analysis of Korean Jeonse deposit,” *CSAM*, vol. 25, no. 5, pp. 489–499, 2018, doi: 10.29220/CSAM.2018.25.5.489.
- [17] M.-S. Oh, J. Choi, and E. S. Park, “Bayesian variable selection in quantile regression using the Savage–Dickey density ratio,” *Journal of the Korean Statistical Society*, vol. 45, no. 3, pp. 466–476, 2016, doi: 10.1016/j.jkss.2016.01.006.
- [18] F. Yanuar, H. Yozza, F. Firdawati, I. Rahmi, and A. Zetra, “Applying bootstrap quantile regression for the construction of a low birth weight model,” *Makara Journal of Health Research*, vol. 23, no. 2, pp. 90–95, Aug. 2019, doi: 10.7454/msk.v23i2.9886.
- [19] R. Alhamzawi, K. Yu, and H. Mallick, “Quantile Regression and Beyond in Statistical Analysis of Data,” *Journal of Probability and Statistics*, vol. 2019, pp. 1–1, Jul. 2019, doi: 10.1155/2019/2635306.
- [20] R. Alhamzawi, “Bayesian Elastic Net Tobit Quantile Regression,” *Communications in Statistics - Simulation and Computation*, vol. 45, no. 7, pp. 2409–2427, Aug. 2016, doi: 10.1080/03610918.2014.904341.
- [21] R. Alhamzawi and K. Yu, “Bayesian Lasso-mixed quantile regression,” *Journal of Statistical Computation and Simulation*, vol. 84, no. 4, pp. 868–880, Apr. 2014, doi: 10.1080/00949655.2012.731689.
- [22] R. Alhamzawi and K. Yu, “Bayesian Tobit quantile regression using g -prior distribution with ridge parameter,” *Journal of Statistical Computation and Simulation*, vol. 85, no. 14, pp. 2903–2918, Sep. 2015, doi: 10.1080/00949655.2014.945449.