

Model Klasifikasi Tinggi Badan Balita *Stunting* Menggunakan Regresi Logistik Biner

Nurul Ika Erianni Harahap¹, Lilis Harianti Hasibuan ², Syarto Musthofa³
^{1,2,3} (Program Studi Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri
Imam Bonjol, Padang, Indonesia)
email: nurulikaeriannih@gmail.com ¹, lilisharianti@uinib.ac.id ², syartom@uinib.ac.id

Received 14 Agustus 2025, Accepted 30 September 2025, Published 30 September 2025

Abstrak

Stunting adalah gangguan pertumbuhan kronis pada balita yang ditandai dengan tinggi badan di bawah standar usia, akibat kekurangan gizi kronis, infeksi berulang, dan pola asuh yang kurang optimal selama 1.000 Hari Pertama Kehidupan (HPK). Kecamatan Koto Tengah, Kota Padang, angka prevalensi *stunting* masih tinggi, sehingga diperlukan analisis berbasis data untuk memahami faktor risiko yang memengaruhinya. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan tinggi badan balita *stunting* dengan memakai metode regresi logistik biner. Data yang digunakan yaitu sebanyak 237 data balita *stunting* yang tercatat di Puskesmas Air Dingin. Variabel independen dalam riset ini meliputi status gizi balita, jenis kelamin, usia, tinggi badan saat lahir, berat badan saat lahir, dan asal desa/kelurahan, sedangkan variabel dependen adalah klasifikasi tinggi badan balita *stunting*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa status gizi dan asal desa/kelurahan berpengaruh signifikan terhadap variabel dependen, dengan akurasi model sebesar 79,3%. Temuan ini menawarkan model prediktif yang dapat digunakan untuk mendukung kebijakan berbasis bukti dalam pencegahan dan penanganan *stunting*.

Kata Kunci: Klasifikasi, Tinggi Badan Balita, Regresi Logistik Biner, *Stunting*

Abstract

Stunting is a chronic growth disorder in toddlers characterized by height below the standard for their age, resulting from chronic malnutrition, recurrent infections, and suboptimal caregiving during the First 1,000 Days of Life (HPK). Koto Tengah District, Padang City, the prevalence of *stunting* remains high, necessitating a data-driven analysis to understand its risk factors. This study aims to classify the height of stunted toddlers using the binary logistic regression method. The data used in this study are 237 stunted toddlers recorded at Air Dingin Public Health Center. The independent variables include nutritional status, gender, age, birth height, birth weight, and village/subdistrict of origin, while the dependent variable is the classification of stunted toddlers' height. The results indicate the nutritional status and the origin significantly influence the dependent variable, with a model accuracy of 79.3%. These findings provide a predictive model that can support evidence-based policies in the prevention and management of *stunting*.

Keywords: Classification, Toddler Height, Binary Logistic Regression, *Stunting*

 Corresponding author

PENDAHULUAN

Stunting pada anak dibawah usia lima tahun dapat terlihat sebagai pertumbuhan fisik yang kurang atau terhambat. Faktor utama penyebabnya adalah kurangnya stimulasi psikososial, nutrisi yang tidak memadai, dan infeksi berulang, terutama dalam seribu hari pertama kehidupan (HPK) [1]. Dampak stunting bersifat jangka pendek dan panjang, meliputi gangguan metabolisme, keterlambatan pertumbuhan fisik, dan perkembangan otak yang terhambat, serta gangguan daya ingat, imunitas, dan peningkatan risiko penyakit kronis [2].

Kayati menyatakan bahwa tingginya angka stunting pada balita merupakan masalah global yang berdampak signifikan pada kualitas sumber daya manusia, termasuk di Indonesia [3]. Menurut Organisasi Kesehatan dunia (WHO, 2023), prevalensi stunting di suatu negara tergolong buruk bila melebihi 20% dari total populasi balita. Data WHO pada tahun 2022, sekitar 22,3% balita di dunia mengalami stunting, setara dengan 148,1 juta anak, disertai masalah wasting pada 45 juta anak dan overweight pada 37 juta anak. Di Indonesia, ADB memperkirakan angka stunting pada 2022 mencapai 31%, jauh di atas ambang batas yang telah ditetapkan WHO [4], sehingga menjadi persoalan penting, termasuk di Sumatera Barat. Berdasarkan data BPS (2022), Kecamatan Koto Tangah, Kota Padang, merupakan salah satu wilayah dengan prevalensi stunting tinggi sehingga memerlukan perhatian dan intervensi lebih serius.

Pendekatan statistika yang digunakan untuk melihat pengaruh dan hubungan antara variabel bebas dan tak bebas serta adalah analisis regresi [5],[6]. Pengembangan regresi dapat modelkan data numerik maupun hybrid dengan time series [7]. Dalam analisis regresi memerlukan asumsi kenormalan yang harus dipenuhi yaitu asumsi normalitas, multikolinearitas, heteroskedastisitas, dan uji autokorelasi. Tetapi dalam beberapa tahun belakangan ini, pendekatan regresi ini berkembang dalam beberapa dekade terakhir yang memperhatikan karakteristik variabel respon. Diantaranya regresi ordinal untuk respon ordinal [8], regresi yang tidak memerlukan asumsi kenormalan yaitu regresi kuantil serta penerapannya [9],[10],[11],[12], [13] dan [14].

Salah satu pendekatan penanganan stunting adalah mengklasifikasikan status tinggi badan balita untuk memahami faktor-faktor risikonya. Regresi logistik biner dapat digunakan untuk memprediksi status tinggi badan berdasarkan variabel yang relevan, sehingga pola risiko dapat diidentifikasi secara kuantitatif. Penelitian serupa telah dilakukan oleh Fikri (2025) menggunakan Extreme Gradient Boosting untuk klasifikasi status stunting berbasis data antropometri [15] dan [16]. Namun, studi serupa di tingkat daerah, khususnya di kota Padang, masih sangat terbatas [16]. Kondisi ini menunjukkan perlunya penelitian berbasis data lokal guna menghasilkan pemahaman yang lebih kontekstual terhadap permasalahan stunting di daerah tersebut.

Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk membangun model klasifikasi status tinggi badan balita stunting menggunakan regresi logistik biner dengan menggunakan data yang diperoleh dari Puskesmas di Kecamatan Koto Tangah, Kota Padang. Model ini diharapkan dapat mengidentifikasi faktor-faktor yang berpengaruh secara signifikan terhadap status tinggi badan balita stunting, memetakan probabilitas balita masuk kategori pendek atau sangat pendek, serta

mendukung kebijakan intervensi stunting yang lebih efektif dan tepat sasaran di tingkat lokal.

METODOLOGI

Analisis Regresi Logistik Biner

Salah satu metode analisa statistik yang disebut regresi logistik biner dipakai guna menggambarkan atau menemukan hubungan antara variabel berskala nominal (Y) yang hanya memiliki dua kategori dan tidak mempunyai urutan atau tingkatan dengan satu atau beberapa variabel bebas numerik atau kategorik (X). Ada dua nilai yang mungkin untuk variabel dependen (Y): 1 untuk sukses dan 0 untuk gagal.

Bentuk umum fungsi peluang model regresi logistik biner dengan satu variabel independen dinyatakan dalam persamaan berikut [17]:

$$\pi(x) = \frac{\exp(\beta_0 + \beta_1 x)}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 x)} \quad (1)$$

Persamaan ini menggambarkan probabilitas terjadinya suatu kejadian berdasarkan nilai variabel independen x , dengan parameter regresi β_0 dan β_1 .

Untuk mempermudah interpretasi model, kita dapat mengubah bentuk fungsi peluang tersebut ke dalam bentuk logit, yang lebih sederhana untuk analisis. Fungsi logit model regresi logistik biner disertai satu variabel independen yaitu sebagai berikut [17] :

$$g(x) = (\beta_0 + \beta_1 x) \quad (2)$$

Untuk regresi logistik berganda, yang menyertakan lebih dari satu variabel independen, Fungsi peluang model persamaan regresi logistik biner ganda dapat dinyatakan dalam persamaan berikut [18]:

$$\pi(x) = \frac{\exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n)}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n)} \quad (3)$$

Dari persamaan diatas perlu dilakukan transformasi logit karna fungsi tersebut merupakan fungsi non linear. Sehingga menghasilkan bentuk logit regresi logistik yaitu sebagai berikut:

$$\ln \frac{\pi(x)}{[1 - \pi(x)]} = (\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n) \quad (4)$$

Dengan melakukan transformasi tersebut, diperoleh persamaan yang lebih sederhana sebagai berikut:

$$g(x) = (\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n) \quad (5)$$

Persamaan 5 di atas merupakan sebuah model logit atau dinamai fungsi logit model regresi logistik biner ganda, disebut demikian karna model regresi ini memiliki n buah variabel independen.

Data

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang diperoleh dari Puskesmas Air Dingin, Kota Padang, dengan jumlah sampel sebanyak 237 balita stunting pada tahun 2024. Data mencakup informasi mengenai status gizi, jenis kelamin, usia, tinggi badan saat lahir, berat badan saat lahir, asal desa/kelurahan, serta status tinggi badan balita stunting. Populasi dalam penelitian adalah seluruh balita stunting yang tercatat di wilayah kerja Puskesmas Air Dingin, sementara sampel dipilih berdasarkan kriteria kelengkapan dan kesesuaian data dengan tujuan penelitian. Pengambilan data dilakukan pada tahun 2022, 2023, dan 2025. Seluruh variabel digunakan untuk membangun model klasifikasi status tinggi badan balita stunting menggunakan metode regresi logistik biner.

Tabel 1. Data Penelitian

Status Gizi Balita	Jenis Kelamin	Usia saat di ukur	TB Lahir	BB Lahir	Desa/Kel	Klasifikasi TB Balita Stunting
Normal	L	4 Tahun 11 Bulan	48	2.9	Balai Gadang	Pendek
Normal	L	4 Tahun 9 Bulan	0	3.3	Balai Gadang	Pendek
Normal	L	4 Tahun 9 Bulan	0	3.6	Balai Gadang	Pendek
Normal	L	4 Tahun 6 Bulan	0	2.7	Air Pacah	Pendek
...	...	...	...	...	...	...
Normal	P	4 Tahun 3 Bulan	48	3.2	Lubuk Minturun	Pendek

Tabel 2. Variabel Penelitian

No	Variabel	Notasi	Jenis Data
1.	Dependent	Y = Klasifikasi Tinggi Badan Balita Stunting 0: Sangat Pendek 1: Pendek	Kategorik
2.	Independent	X_1 = Status Gizi Balita Stunting	Kategorik
		X_2 = Jenis Kelamin	Kategorik
		X_3 = Usia Balita Stunting saat di ukur	
		X_4 = Tinggi Badan Balita Stunting	

		X_5 = Berat Badan Balita Stunting	Numerik
		X_6 = Asal Desa/Kelurahan	Kategorik

Tahapan Penelitian

Tahapan analisis data dalam penelitian ini dilakukan dengan menggunakan bantuan aplikasi R Studio, berikut langkah-langkahnya:

- Melakukan analisis statistik deskriptif pada data yang diteliti
- Pengujian multikolinearitas.
- Melaksanakan estimasi parameter model regresi logistik biner.
- Melaksanakan uji signifikansi parameter secara simultan dengan memakai uji
- Melakukan uji signifikansi parameter secara parsial dengan memakai uji Wald.
- Melakukan uji kesesuaian model (Goodness of Fit Test) memakai Hosmer Lemeshow Goodness of fit guna mengetahui apakah model yang terbentuk cocok atau tidak.
- Melakukan interpretasi koefisien parameter (menganalisis pengaruh setiap variabel dengan memakai Odds Ratio)
- Ketepatan Klasifikasi

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini, akan dibahas mengenai hasil dari proses model klasifikasi tinggi badan balita stunting dengan menggunakan metode regresi logistik biner.

Statistika Deskriptif

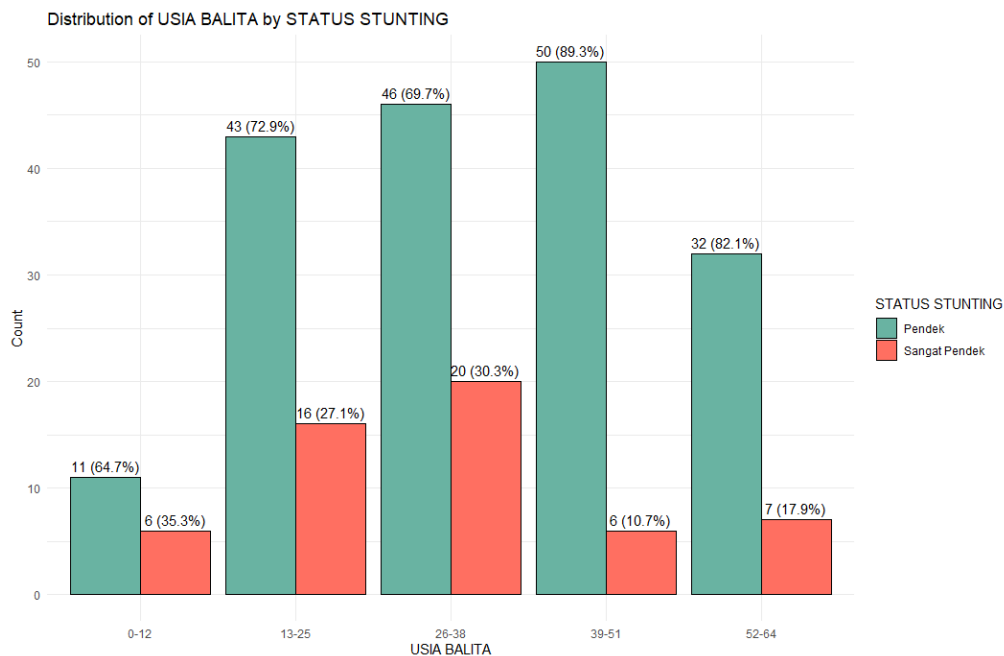
Statistika Deskriptif dilakukan untuk memberikan informasi awal sekaligus mendukung tahap eksplorasi variabel penelitian.

Tabel 3. Hasil Tabel Klasifikasi Tinggi Badan Balita Stunting

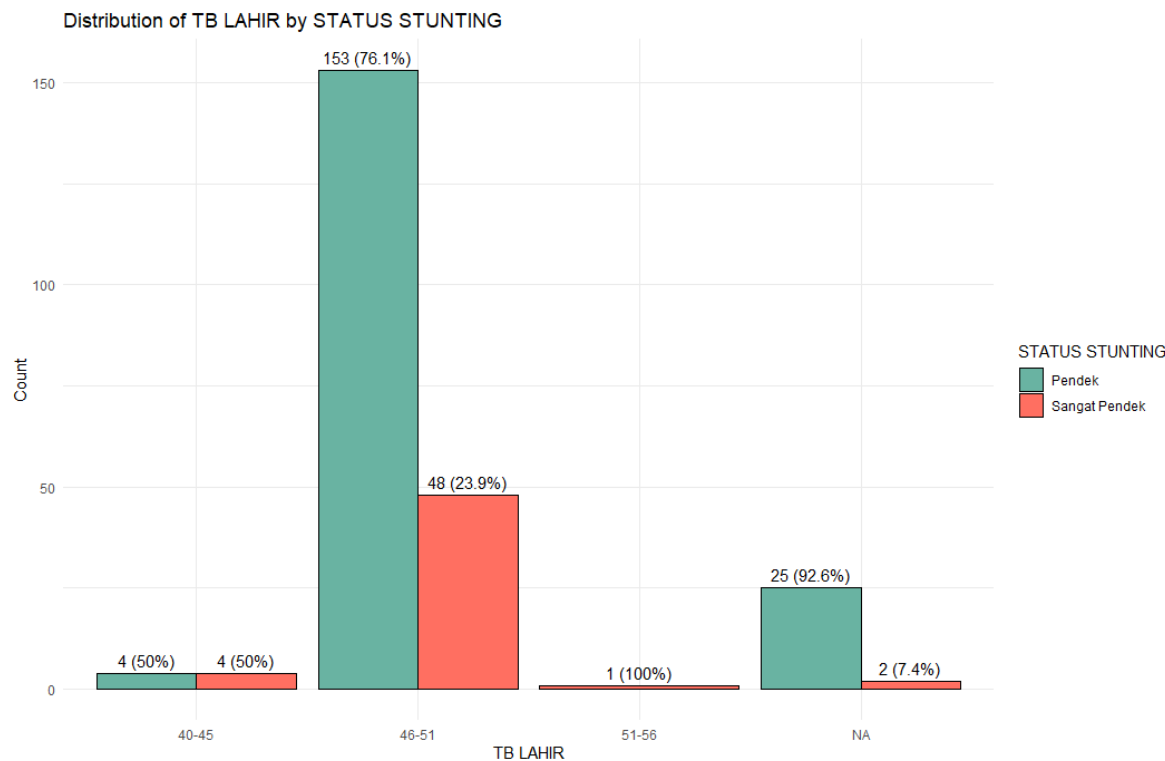
Variabel	Kategori	Tinggi Badan Balita Stunting		Jumlah Keseluruhan
		Sangat Pendek	Pendek	
Status Gizi Balita Stunting (X_1)	Gizi Buruk ($X_{1(1)}$)	7	5	12
	Gizi Kurang ($X_{1(2)}$)	5	20	25
	Gizi Normal ($X_{1(3)}$)	34	142	176
	Berisiko Gizi Lebih ($X_{1(4)}$)	8	9	17
	Gizi Lebih ($X_{1(5)}$)	1	6	7
Jenis Kelamin (X_2)	Laki-Laki ($X_{2(1)}$)	32	103	135
	Perempuan ($X_{2(2)}$)	23	79	102

Asal Desa/Kelurahan (X_6)	Lubuk Minturun ($X_{6(1)}$)	10	54	64
	Air Pacah ($X_{6(2)}$)	30	43	73
	Balai Gadang ($X_{6(3)}$)	15	85	100

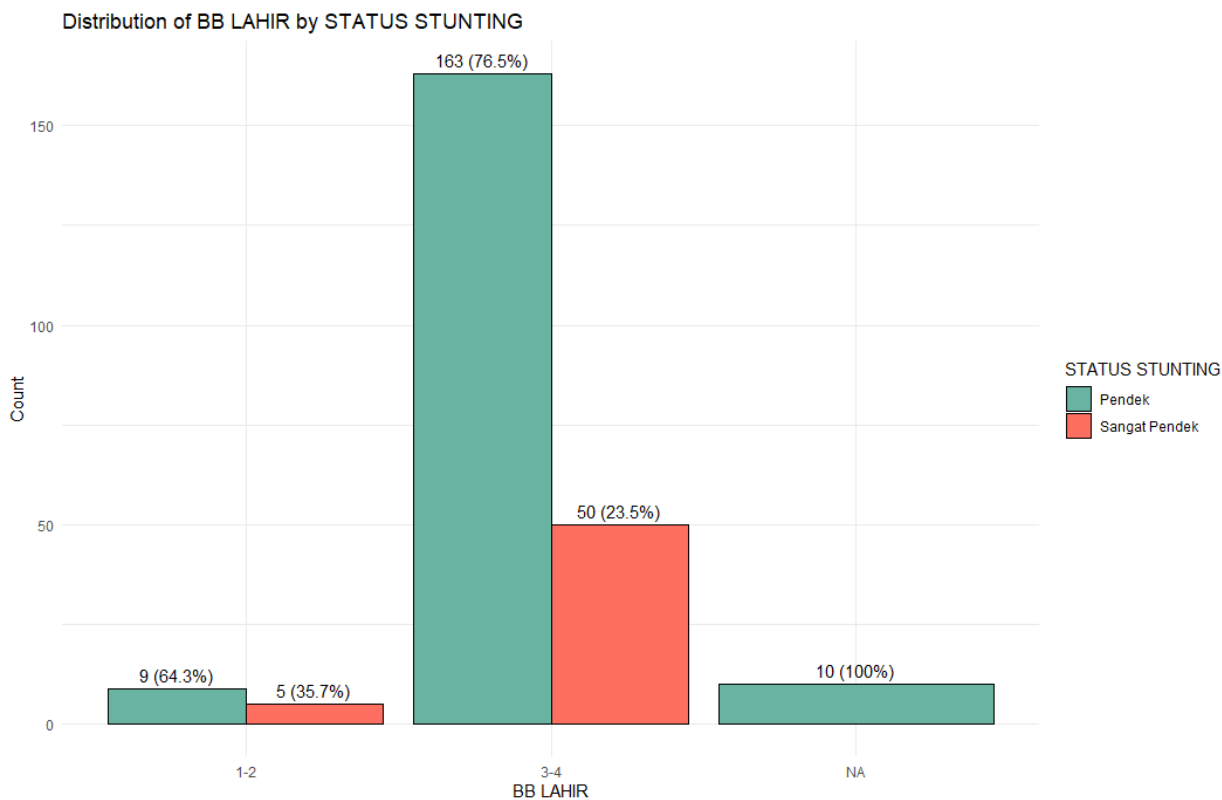
Berdasarkan hasil Tabel 3 di atas menunjukkan bahwa sebagian besar balita stunting dalam data memiliki status gizi normal, didominasi oleh balita laki-laki, dan banyak berasal dari desa/kelurahan balai gadang. Hal ini mengindikasikan bahwa faktor stunting tidak selalu berkaitan dengan masalah gizi buruk, tetapi juga dipengaruhi oleh faktor lain



Gambar 1. Distribusi Usia Balita



Gambar 2. Distribusi Tinggi Badan Balita



Gambar 3. Distribusi Berat Badan Balita

Berdasarkan hasil gambar diagram di atas menunjukkan bahwa sebagian besar balita stunting tercatat memiliki tinggi badan pendek, dengan rentang usia 39-51 bulan, lahir dengan tinggi badan 46-51 cm, dan lahir dengan berat badan 3-4 kg.

Faktor usia, tinggi badan, dan berat badan balita saat lahir berkontribusi pada status tinggi badan stunting balita.

Uji Multikolinearitas

Uji Multikolinearitas dilakukan untuk mengetahui hubungan atau korelasi antar variabel independen dengan melihat nilai VIF. Multikolinearitas terjadi jika $VIF > 10$ [19].

Tabel 4. Variabel Inflation Factor

Variabel	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6
VIF	1,21	1,04	1,16	1,78	1,67	1,12

Berdasarkan hasil uji multikolinearitas di atas, seluruh Variabel memiliki nilai $VIF < 10$ sehingga dapat disimpulkan bahwa model regresi tidak terjadi multikolinearitas.

Estimasi Parameter

Uji Multikolinearitas dilakukan untuk mengetahui hubungan atau korelasi antar variabel independen dengan melihat nilai VIF. Multikolinearitas terjadi jika $VIF > 10$ [7].

Tabel 5. Hasil dugaan Parameter Regresi Logistik Biner semua Variabel Independent

Variabel Independent (bebas)		β (Nilai Pendugaan Parameter)
X_1	Gizi Kurang ($X_{1(1)}$)	1,5889
	Gizi Normal ($X_{1(2)}$)	1,4831
	Berisiko Gizi Lebih ($X_{1(3)}$)	0,4761
	Gizi Lebih ($X_{1(4)}$)	1,7651
X_2	Jenis Kelamin	0,1161
X_3	Usia Balita	0,0076
X_4	Tinggi Badan saat Lahir	-0,0385
X_5	Berat Badan saat Lahir	0,2891
X_6	Air Pacah ($X_{6(2)}$)	-1,1191
	Balai Gadang ($X_{6(3)}$)	0,1594
	Konstanta	0,8444

Model regresi logistik bner awal untuk faktor-faktor yang mempengaruhi status tinggi badan balita stunting dapat disusun berdasarkan estimasi parameter β yang ditampilkan pada tabel di atas.

$$\pi(x) = \frac{\exp\left(0,8444 + 1,5889 x_{1(2)} + 1,431x_{1(3)} + 0,4761x_{1(4)} + 1,7652x_{1(5)} + 0,1161x_2 + 0,0076x_3 - 0,0385x_4 + 0,2892x_5 - 1,1191x_{6(1)} + 0,1595x_{6(2)}\right)}{1 + \exp\left(0,8444 + 1,5889 x_{1(2)} + 1,431x_{1(3)} + 0,4761x_{1(4)} + 1,7652x_{1(5)} + 0,1161x_2 + 0,0076x_3 - 0,0385x_4 + 0,2892x_5 - 1,1191x_{6(2)} + 0,1595x_{6(3)}\right)}$$

Dengan model logit

$$g(x) = 0,8444 + 1,5889 x_{1(2)} + 1,431x_{1(3)} + 0,4761x_{1(4)} + 1,7652x_{1(5)} + 0,1161x_2 + 0,0076x_3 - 0,0385x_4 + 0,2892x_5 - 1,1191x_{6(1)} + 0,1595x_{6(2)}$$

Uji Signifikansi Parameter

1. Uji Simultan

Uji Simultan dilakukan untuk mengetahui apakah Variabel independen secara bersama-sama berpengaruh terhadap Variabel dependen [20]. Hasil pengujian ini dapat dilihat sebagai berikut. Nilai $G = 248,3291$ dan pada tabel *Chi-Square* nilai $X^2_{(0,05;5)} = 11,070$, karena $G > X^2_{(db,\alpha)}$ maka H_0 ditolak. Artinya, secara simultan terdapat minimal satu variabel independen yang berpengaruh terhadap variabel dependen, sehingga model layak digunakan. Namun, untuk mengetahui variabel mana yang paling signifikan, diperlukan uji lanjutan menggunakan uji wald.

2. Uji Parsial (Uji Wald)

Uji ini digunakan untuk memastikan apakah variabel dependen terdampak secara signifikan oleh salah satu atau semua parameter variabel independen (β) [21].

Tabel 6. Signifikansi Parameter Regresi Logistik

Variabel Independent (bebas)		β	S.E(β)	Wald	Signifikansi
X_1	Gizi Kurang	1,5889	0,8269	1,922	0,0547
	Gizi Normal	1,4831	0,6899	2,149	0,0316*
	Berisiko Gizi Lebih	0,4761	0,8354	0,570	0,5687
	Gizi Lebih	1,7651	1,3269	1,330	0,1834
X_2	Jenis Kelamin	0,1161	0,3436	0,338	0,7354
X_3	Usia Balita	0,0076	0,0125	0,608	0,5432
X_4	Tinggi Badan saat Lahir	-0,0385	0,0210	-1,824	0,0681
X_5	Berat Badan saat Lahir	0,2892	0,3733	0,775	0,4386
X_6	Air Pacah	-1,1191	0,4449	-2,515	0,0119*
	Balai Gadang	0,1594	0,4646	0,343	0,7314
	Konstanta	0,8444	1,2237	0,690	0,4902

Dari hasil uji *wald* di atas, variabe balita stunting dari desa/kelurahan air pacah ($p = 0,0119$) dan status gizi normal ($p = 0,0316$) signifikan karena $P - value < \alpha (= 0,05)$. artinya, keduanya berpengaruh nyata terhadap klasifikasi tinggi badan balita stunting. Variabel lain dengan nilai signifikansi $> 0,05$ dieliminasi agar model hanya memuat variabel signifikan [22], seperti ditampilkan pada tabel berikut.

Tabel 7. Hasil Analisis Regresi Logistik Reduksi

Variabel Independent (bebas)		β	S.E(β)	Wald	Signifikansi
X_1	Gizi Kurang	1,4783	0,7989	1,851	0,0642

	Gizi Normal	1,3906	0,6457	2,154	0,0313*
	Berisiko Gizi Lebih	0,3257	0,7936	0,410	0,6815
	Gizi Lebih	1,6430	1,2827	1,281	0,2002
X_6	Air Pacah	-1,1185	0,4363	-2,564	0,0104*
	Balai Gadang	0,1030	0,4572	0,225	0,8218
	Konstanta	0,3667	0,7134	0,514	0,6072

Berdasarkan tabel di atas maka didapat model regresi logistik:

$$\pi(x) = \frac{\exp(0,3667 + 1,3906 x_{1(3)} - 1,1185 x_{6(2)})}{1 + \exp(0,3667 + 1,3906 x_{1(3)} - 1,1185 x_{6(2)})}$$

Dengan model logit yaitu:

$$g(x) = (0,3667 + 1,3906 x_{1(3)} - 1,1185 x_{6(2)}).$$

Hasil tabel reduksi di atas menunjukkan bahwa variabel dengan nilai sig. < 0,05 berpengaruh signifikan terhadap klasifikasi status tinggi badan balita stunting. Dengan demikian, faktor yang berpengaruh signifikan adalah balita dengan status gizi normal dan yang berasal dari desa/kelurahan air pacah.

Uji Kesesuaian model (*Goodness of Fit Test*)

Uji kesesuaian model bertujuan untuk menilai apakah model yang dihasilkan sesuai dengan data yang digunakan. Untuk pengujian ini digunakan statistika uji hosmer dan lemschow [18].

Tabel 8. Hasil pengujian Hosmer and Lemeshow

Chi-Square	Df	Sig.
4,6802	8	0,7911

Hasil uji Hosmer and Lemeshow menunjukkan nilai sig. 0,7911 (> 0,05) dan Chi-square hitung 4,6802 (< 15,507), sehingga H_0 diterima. Artinya, model telah sesuai dengan data dan layak digunakan (*Goodness of Fit*).

Ketepatan Klasifikasi

Tabel 9. Ketepatan Klasifikasi

Prediksi	Observasi	
	Sangat Pendek	Pendek
Sangat Pendek	11	5
Pendek	44	177

$$\begin{aligned}\text{Ketepatan Klasifikasi} &= \frac{11 + 177}{11 + 44 + 5 + 177} \times 100\% = \frac{188}{237} \times 100\% \\ &= 0,7932 \times 100\% = 79,32\%\end{aligned}$$

Dengan tingkat akurasi 79,3% atau 188 dari 237 observasi yang diklasifikasikan dengan tepat, model ini terbukti cukup efektif dan layak digunakan [23].

Interpretasi Koefisien Parameter

Interpretasi koefisien regresi logistik menggunakan Odds ratio untuk menunjukkan besarnya pengaruh model. Odds ratio membandingkan peluang antar kategori variabel independen, menjelaskan hubungan antar variabel, dan perubahan pada variabel dependen [24].

Tabel 10. Nilai Odds Ratio Model Regresi Logistik

Variabel Independent (bebas)		Exp(β)
X_1	Gizi Kurang	4,386
	Gizi Normal	4,017
	Berisiko Gizi Lebih	1,385
	Gizi Lebih	5,171
X_6	Air Pacah	0,327
	Balai Gadang	1,108
	Konstanta	1,443

Berdasarkan tabel 10 di atas hasil Odds ratio di atas, menunjukkan bahwa peningkatan status gizi balita stunting meningkatkan peluang kenaikan status tinggi badan sebesar 4,017 kali. Sebaliknya, balita stunting dari air pacah memiliki risiko 0,327 kali lebih kecil mengalami kondisi tinggi badan yang semakin buruk, yang menegaskan adanya efek protektif dari faktor lingkungan. Temuan ini mendukung pentingnya intervensi gizi dan perbaikan lingkungan untuk mencegah keadaan balita stunting semakin memburuk.

SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan, dapat disimpulkan bahwa faktor yang paling berpengaruh terhadap status tinggi badan balita stunting di Puskesmas Air Dingin, Kecamatan Kota Tengah, Kota Padang adalah status gizi balita dan asal desa/kelurahan balita. Kedua variabel ini teridentifikasi melalui analisis regresi logistik biner dan tidak menunjukkan adanya multikolinearitas. Model regresi logistik biner yang menggambarkan faktor risiko klasifikasi status tinggi badan balita stunting dirumuskan sebagai berikut:

$$\pi(x) = \frac{\exp(0,3667 + 1,3906 x_{1(3)} - 1,1185 x_{6(1)})}{1 + \exp(0,3667 + 1,3906 x_{1(3)} - 1,1185 x_{6(1)})}$$

Dengan nilai logit $g(x)$, yaitu:

$$g(x) = 0,3667 + 1,3906 x_{1(3)} - 1,1185 x_{6(1)}$$

Model ini menunjukkan bahwa peningkatan status gizi balita stunting berpeluang meningkatkan status tinggi badan sebesar 4,017 kali. Sebaliknya, balita stunting yang berasal dari air pacah memiliki risiko 0,327 kali lebih kecil mengalami gangguan pertumbuhan lebih parah dibanding balita dari desa atau kelurahan lain, sehingga faktor lingkungan berperan protektif. Model ini didukung dengan penelitian sebelumnya yang membahas penggunaan model logistik biner dengan metode yang berbeda. Diantaranya yaitu, [25][26] dan [20] yang membahas penggunaan model logistik biner dengan pendekatan metode dan sumber data yang berbeda. Pada penelitian ini, model yang dihasilkan memiliki tingkat akurasi klasifikasi sebesar 79,3%. Sehingga, diharapkan kedepannya model logistik biner nantinya dapat digunakan dengan pendekatan yang berbeda maupun data sekunder yang lebih variatif.

UCAPAN TERIMA KASIH

Ucapan terima kasih penulis sampaikan kepada Program Studi Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Imam Bonjol Padang yang telah memberikan berbagai fasilitas dan dukungan selama proses penelitian ini. Secara khusus, penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Bapak/Ibu prodi matematika secara khusus dosen pembimbing, yang dengan penuh kesabaran telah memberikan arahan, bimbingan, dukungan, masukan serta motivasi kepada penulis sehingga penelitian ini dapat diselesaikan dengan baik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] C. P. Stewart, L. Iannotti, K. G. Dewey, K. F. Michaelsen, and A. W. Onyango, "Contextualising complementary feeding in a broader framework for stunting prevention," *Matern. Child Nutr.*, vol. 9, no. S2, pp. 27–45, Sep. 2013, doi: 10.1111/mcn.12088.
- [2] D. Mardlatilla and I. Ratih, "Analisis Faktor-Faktor yang Berpengaruh terhadap Stunting Menggunakan Regresi Data Logistik Biner (Studi Kasus : Desa Jongbiru Kecamatan Gampengrejo Kabupaten Kediri)," *J. Sains dan Seni ITS*, vol. 11, Jul. 2022, doi: 10.12962/j23373520.v11i2.75814.
- [3] Y. Karyati and A. Julia, "Pengaruh Jumlah Penduduk Miskin, Laju Pertumbuhan Ekonomi, dan Tingkat Pendidikan terhadap Jumlah Stunting di 10 Wilayah Tertinggi Indonesia Tahun 2010-2019," *J. Ris. Ilmu Ekon. dan Bisnis*, vol. 1, no. 2, pp. 101–108, 2021, doi: 10.29313/jrieb.v1i2.401.
- [4] World Health Organization, "Joint child malnutrition estimates.," 4 Desember 2024.
- [5] L. Harianti Hasibuan, S. Musthofa, P. Studi Matematika, and U. Imam Bonjol Padang, "Journal of Science and Technology Penerapan Metode Regresi Linear Sederhana Untuk Prediksi Harga Beras di Kota Padang," *J. Sci. Technol.*, vol. 2, no. 1, pp. 85–95, 2022.
- [6] L. H. Hasibuan, D. M. Putri, and M. Jannah, "Simple Linear Regression Method to Predict Cooking Oil Prices in the Time of Covid-19," *Logaritma J. Ilmu-ilmu Pendidik. dan Sains*, vol. 10, no. 01, pp. 81–94, 2022.
- [7] L. H. Hasibuan, S. Musthofa, D. M. Putri, and M. Jannah, "COMPARISON OF SEASONAL TIME SERIES FORECASTING USING SARIMA AND HOLT WINTER'S EXPONENTIAL SMOOTHING (CASE STUDY: WEST SUMATRA EXPORT DATA)," *BAREKENG J. Ilmu Mat. dan Terap.*, vol. 17, no. 3, pp. 1773–1784, 2023.

- [8] A. S. Sholih, L. H. Hasibuan, and I. D. Rianjaya, "ANALISIS REGRESI LOGISTIK ORDINAL TERHADAP FAKTOR-FAKTOR YANG MEMPENGARUHI PREDIKAT KELULUSAN MAHASISWA SARJANA UIN IMAM BONJOL PADANG," *MAP (Mathematics Appl. J.*, vol. 6, no. 2, pp. 99–110, 2024.
- [9] L. H. Hasibuan, F. Yanuar, D. Devianto, and M. Maiyastri, "MODELING CLASSIFICATION OF STUNTING TODDLER HEIGHT USING BAYESIAN BINARY QUANTILE REGRESSION WITH PENALIZED LASSO," *Mathline J. Mat. dan Pendidik. Mat.*, vol. 10, no. 2, pp. 373–385, 2025, doi: <https://doi.org/10.31943/mathline.v10i2.928>.
- [10] L. H. Hasibuan, F. Yanuar, D. Devianto, M. Maiyastri, and R. Rudiyanto, "COMPARISON BETWEEN BAYESIAN QUANTILE REGRESSION AND BAYESIAN LASSO QUANTILE REGRESSION FOR MODELING POVERTY LINE WITH PRESENCE OF HETEROSCEDASTICITY IN WEST SUMATRA," *BAREKENG J. Ilmu Mat. dan Terap.*, vol. 19, no. 3, pp. 1587–1596, 2025, doi: <https://doi.org/10.30598/barekengvol19iss3pp1587-1596>.
- [11] L. H. Hasibuan, F. Yanuar, V. P. Harahap, and L. Qalbi, "Performance Quantile Regression and Bayesian Quantile Regression in Dealing with Non-normal Errors (Case Study on Simulated Data)," *Numer. J. Mat. dan Pendidik. Mat.*, vol. 8, no. 2, pp. 46–54, 2024.
- [12] L. H. Hasibuan, F. Yanuar, and D. Devianto, "Hypertension Status Model with Bayesian Adaptive LASSO Binary Quantile Regression Using Asymmetric Laplace Distribution," vol. 52, no. 8, pp. 2865–2872, 2025.
- [13] L. H. Hasibuan, F. Yanuar, D. Devianto, and M. Maiyastri, "Quantile Regression Analysis; Simulation Study With Violation of Normality Assumption," *JOSTECH J. Sci. Technol.*, vol. 4, no. 2, pp. 133–142, 2024.
- [14] L. H. Hasibuan, F. Yanuar, D. Devianto, M. Maiyastri, and A. Apriona, "Bayesian Method for Linear Regression Modeling; Simulation Study with Normality Assumption," *JOSTECH J. Sci. Technol.*, vol. 5, no. 1, pp. 81–92, 2025.
- [15] Muhamad Fikri, "Klasifikasi Status Stunting Pada Anak Bawah Lima Tahun Menggunakan Extreme Gradient Boosting," *Merkurius J. Ris. Sist. Inf. dan Tek. Inform.*, vol. 2, no. 4, pp. 173–184, 2024, doi: [10.61132/merkurius.v2i4.159](https://doi.org/10.61132/merkurius.v2i4.159).
- [16] S. A. R. Manaf, Erfiani, Indahwati, A. Fitrianto, and R. Amelia, "Faktor – Faktor yang Memengaruhi Permasalahan Stunting di Jawa Barat Menggunakan Regresi Logistik Biner," *J Stat. J. Ilm. Teor. dan Apl. Stat.*, vol. 15, no. 2, pp. 265–274, 2022, doi: [10.36456/jstat.vol15.no2.a5654](https://doi.org/10.36456/jstat.vol15.no2.a5654).
- [17] I. A. (2023). Roflin, E., Riana, F., Munarsih, E., & Liberty, "Regresi logistik biner dan multinomial," in *Regresi logistik biner dan multinomial.*, NEM.
- [18] A. J. Scott, D. W. Hosmer, and S. Lemeshow, "Applied Logistic Regression.," *Biometrics*, vol. 47, no. 4, p. 1632, 1991, doi: [10.2307/2532419](https://doi.org/10.2307/2532419).
- [19] S. Indriyani, "Estimasi Parameter Regresi Logistik Biner Dengan Metode Partial Least Square."
- [20] A. Safitri, S. Sudarmin, and M. Nusrang, "Model Regresi Logistik Biner pada Tingkat Pengangguran Terbuka di Provinsi Sulawesi Barat Tahun 2017," *VARIANSI J. Stat. Its Appl. Teach. Res.*, vol. 1, no. 2, p. 1, 2019, doi: [10.35580/variansiunm9354](https://doi.org/10.35580/variansiunm9354).
- [21] I. N. Wardani and A. Sofro, "Estimasi Parameter Model Regresi Probit Multinomial Dengan Metode Maximum Likelihood," *MATHunesa J. Ilm. Mat.*, vol. 8, no. 2, pp. 209–215, 2020, doi: [10.26740/mathunesa.v8n2.p209-215](https://doi.org/10.26740/mathunesa.v8n2.p209-215).
- [22] Juwita, N. Amalita, and M. P. Dewi, "Faktor-Faktor Risiko yang Mempengaruhi Kanker Paru-Paru dengan Menggunakan Analisis Regresi Logistik," *UNPjoMath*, vol. 4, no. 1, pp. 38–42, 2021.
- [23] R. herina Situngkir and P. Sembiring, "Analisis Regresi Logistik untuk Menentukan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Kesejahteraan Masyarakat Kabupaten/Kota di

- Pulau Nias," *FARABI J. Mat. dan Pendidik. Mat.*, vol. 6, no. 1, pp. 25–31, 2023, doi: 10.47662/farabi.v6i1.432.
- [24] dan I. A. L. E. Roflin, F. Riana, E. Munarsih, "Liberty, Regresi Logistik Biner Dan Multinomial," Penerbit NEM, 2023.
- [25] dan S. S. D. L. W. Putri, S. Mariani, "Peningkatan Ketepatan Klasifikasi Model Regresi Logistik Biner dengan Metode Bagging (Bootstrap Aggregating)," *Indones. J. Math. Nat. Sci.*, vol. 44, n, doi: 10.15294/ijmns.v44i2.33144.
- [26] W. Alwi, E. Ermawati, and S. Husain, "Analisis Regresi Logistik Biner Untuk Memprediksi Kepuasan Pengunjung Pada Rumah Sakit Umum Daerah Majene," *J. MSA (Mat. dan Stat. serta Apl.)*, vol. 6, no. 1, p. 20, 2018, doi: 10.24252/msa.v6i1.4783.