

Pemodelan Regresi Logistik Ordinal dengan Dispersi Efek Lokasi

Ainun Utari^{1*}, Anna Islamiyati², Sri Astuti Thamrin³

¹²³Departemen Statistika, Fakultas MIPA, Universitas Hasanuddin, Makassar, 90245, Indonesia

*Corresponding author, email: ainunutari@gmail.com

Abstract

Logistic regression ordinal is a regression model that can explain the relationship between predictor variables in the form of categorical data or continuous data with response variable is more than two categories with a scale of measurement that is level or sequence. In ordinal logistic regression, the frequency of occurrence in each response category is often very different, so it will affect the model's accuracy. Therefore, this study will model ordinal logistic regression with a dispersion of location effects, then applied to the nutritional status data of toddler in 2019 at the Pekkae Puskesmas, Barru Regency. The results obtained show that the ordinal logistic regression model with the dispersion of location effects is better than the usual ordinal logistic regression model for predicting the nutritional status data for toddlers in 2019 at Pekkae Puskesmas, Barru Regency based on deviance values. The factors that influence the nutritional status of toddler based on TB/U are gender, age, and height.

Keywords: *deviance, location effect dispersion, ordinal logistic regression, nutritional status of children under five.*

Abstrak

Regresi logistik merupakan model regresi yang dapat menjelaskan hubungan antara variabel prediktor berupa data kategorik atau data kontinu dengan variabel respon lebih dari dua kategori dengan skala pengukuran bersifat tingkatan atau urutan. Pada regresi logistik ordinal seringkali frekuensi kejadian dalam tiap-tiap kategori respon berbeda jauh, sehingga akan mempengaruhi keakuratan model. Oleh sebab itu pada penelitian ini akan memodelkan regresi logistik ordinal dengan dispersi efek lokasi, kemudian mengaplikasikan pada data status gizi balita tahun 2019 di Puskesmas Pekkae Kabupaten Barru. Hasil yang diperoleh menunjukkan model regresi logistik ordinal dengan dispersi efek lokasi lebih baik dari model regresi logistik ordinal biasa untuk memprediksi model status gizi balita tahun 2019 di Puskesmas Pekkae Kabupaten Barru berdasarkan nilai *deviance*. Faktor-faktor yang mempengaruhi status gizi balita berdasarkan TB/U adalah jenis kelamin, usia, dan tinggi badan.

Kata Kunci: *deviance, dispersi efek lokasi, regresi logistik ordinal, status gizi balita.*

1. Pendahuluan

Analisis regresi adalah teknik statistika yang berguna untuk memeriksa dan memodelkan hubungan antar variabel. Analisis regresi terbagi atas regresi linear dan regresi nonlinear. Salah satu model regresi nonlinear yang seringkali digunakan untuk data kualitatif atau kategorik adalah regresi logistik. Regresi logistik merupakan salah satu metode klasifikasi yang berkaitan dengan respon data yang berupa kategorik, baik

nominal maupun ordinal dengan variabel prediktor berupa kuantitatif atau kategorik [1]. Pada analisis regresi logistik, model regresi logistik ada yang bersifat dikotomis yang mensyaratkan variabel respon terdiri dari dua kategori, dan bersifat polikotomis dengan variabel respon lebih dari dua kategori dengan skala pengukuran bersifat tingkatan atau urutan yang dikenal dengan regresi logistik ordinal [2].

Pada regresi logistik ordinal seringkali frekuensi kejadian dalam tiap kategori respon berbedah jauh, sehingga akan mempengaruhi akurasi prediksi dari model. Tutz & Berger (2017) juga menyatakan bahwa proses estimasi dalam regresi logistik yang menghilangkan efek dispersi dapat mempengaruhi keakuratan model [7]. Dispersi adalah ukuran yang menyatakan besar simpangan nilai-nilai data dari nilai pusatnya atau ukuran yang menyatakan banyaknya nilai-nilai data yang berbeda dengan nilai pusatnya [8]. Model tipe kumulatif yang memperhitungkan efek dispersi disebut model skala lokasi, diperkenalkan oleh McCullagh (1980) [6]. Skala lokasi digunakan untuk mengatasi masalah asumsi pada model ordinal bahwa pengaruh variabel prediktor sama sepanjang logit kumulatif, yang memuat parameter lokasi dan parameter skala sehingga dapat digunakan untuk membagi derajat variansi di dalam subjek dan variansi antar subjek [4]. Oleh sebab itu, penelitian ini memodelkan regresi logistik ordinal dengan pendekatan dispersi efek lokasi. Dispersi efek lokasi dimodelkan dengan menambahkan efek spesifik kategori pada prediktor, yaitu variabel prediktor tambahan yang memperhitungkan efek lokasi. Selanjutnya, penelitian ini mengaplikasikan model regresi logistik ordinal dengan dispersi efek lokasi pada data status gizi balita tahun 2019 di Puskesmas Pekkae Kabupaten Barru.

Status gizi pada balita merupakan salah satu indikator kesehatan yang perlu menjadi perhatian. Menurut Kementerian Kesehatan RI (2011), terdapat beberapa masalah status gizi pada balita yaitu gizi kurang (*underweight*), gizi pendek (*stunting*), gizi kurus (*wasting*) dan gizi lebih (*overweight*). Pendek atau *stunting* adalah status gizi yang didasarkan pada indeks Panjang Badan (PB/U) atau Tinggi Badan menurut Usia (TB/U) [5]. Untuk mengetahui status gizi balita, dapat dilakukan dengan metode penilaian status gizi sehingga dapat ditentukan apakah seorang balita memiliki masalah gizi. Metode penilaian status gizi dapat dilakukan dengan beberapa cara salah satunya adalah pengukuran secara langsung dengan antropometrik. Menurut buku SK standar antropometri, penilaian status gizi balita berdasarkan TB/U terdiri dari 4 kategori yaitu sangat pendek, pendek, normal, dan tinggi [5]. Kategori status gizi balita berdasarkan TB/U menggunakan skala pengukuran bersifat ordinal sehingga data dapat dianalisis dengan regresi logistik ordinal. Keseimbangan data pada setiap kategori variabel respon status gizi balita berdasarkan TB/U berbeda jauh, maka untuk memperoleh model yang lebih akurat maka digunakan dispersi efek lokasi dalam memodelkan regresi logistik ordinal.

2. Material dan Metode

2.1 Regresi Logistik Ordinal

Regresi logistik ordinal adalah suatu metode analisis yang digunakan untuk mengetahui hubungan antara variabel respon dengan variabel prediktor dimana variabel responnya memiliki lebih dari dua kategori berupa tingkatan atau urutan [2]. Model logit dalam regresi logistik ordinal disebut dengan *cumulative logit models*. Model logit dari regresi logistik ordinal tersebut adalah sebagai berikut:

$$\text{logit } P(Y \leq k|x_i) = g_k(x_i) = \ln \left[\frac{P(Y \leq k|x_i)}{P(Y > k|x_i)} \right] = \theta_k + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij} \quad (1)$$

dengan $k = 1, 2, \dots, q - 1$ dan q adalah banyaknya kategori pada variabel respon. Sedangkan $j = 1, 2, \dots, p$ dan p adalah banyaknya variabel prediktor. Persamaan dari peluang kumulatif kategori respon ke- k sebagai berikut:

$$P(Y \leq k|x_i) = \pi_k(x_i) = \frac{\exp(\theta_k + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij})}{1 + \exp(\theta_k + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij})} \quad (2)$$

Penaksiran parameter model regresi logistik ordinal menggunakan metode MLE (*Maximum Likelihood Estimator*). Fungsi peluang bersama dari (Y_1, Y_2, \dots, Y_n) adalah sama dengan perkalian n fungsi multinomial, sehingga diperoleh fungsi *likelihood* [2] pada Persamaan (2.3) berikut:

$$L(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\beta}) = \prod_{i=1}^n [\pi_1(x_{ip})^{y_{i1}} \pi_2(x_{ip})^{y_{i2}} \dots \pi_q(x_{ip})^{y_{iq}}] \quad (3)$$

Untuk mendapatkan nilai $\boldsymbol{\theta}$ dan $\boldsymbol{\beta}$ dengan memaksimumkan nilai fungsi *likelihood* digunakan bentuk logaritma natural dari fungsi *likelihood*, yang kemudian disebut fungsi *ln-likelihood*. Fungsi *ln-likelihood* dapat dituliskan dalam bentuk Persamaan (2.4) berikut:

$$l(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\beta}) = \sum_{i=1}^n y_{i1} \ln[\pi_1(x_{ip})] + y_{i2} \ln[\pi_2(x_{ip})] + \dots + y_{iq} \ln[\pi_q(x_{ip})] \quad (4)$$

2.2 Dispersi Efek Lokasi

Misalkan jumlah kategori respon q genap dan $m = q/2$, membagi kategori respon menjadi himpunan yang berukuran sama $\{1, \dots, m\}$ dan $\{m + 1, \dots, q\}$, sehingga model pergeseran efek lokasi untuk respon genap Persamaan (2.5) adalah [7]:

$$\pi_i(k) = F(\theta_k + \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} - (m - k) \mathbf{z}_i^T \boldsymbol{\alpha}), \quad k = 1, \dots, m \quad (5)$$

$$\pi_i(k) = F(\theta_k + \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} + (k - m) \mathbf{z}_i^T \boldsymbol{\alpha}), \quad k = m + 1, \dots, q - 1,$$

sedangkan jika jumlah kategori respon q ganjil dan $m = [q/2] + 1$, model pergeseran efek lokasi untuk respon ganjil Persamaan (2.6) adalah:

$$\pi_i(k) = F(\theta_k + \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} - [(m - k - 1) + 1/2] \mathbf{z}_i^T \boldsymbol{\alpha}), \quad k = 1, \dots, m - 1 \quad (6)$$

$$\pi_i(k) = F(\theta_k + \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} + [(k - m) + 1/2] \mathbf{z}_i^T \boldsymbol{\alpha}), \quad k = m, \dots, q - 1,$$

dengan:

θ_k : konstanta (intersep) untuk variabel respon kategori ke- k .

\mathbf{x}_i^T : vektor variabel prediktor pada individu ke- i .

$\boldsymbol{\beta}$: vektor parameter koefisien prediktor ke- j .

\mathbf{z}_i^T : vektor variabel tambahan yang sama dengan \mathbf{x}_i .

$\boldsymbol{\alpha}$: vektor parameter dispersi efek lokasi.

s_k : nilai skala yang mencerminkan selisih antara k dan m .

2.3 Uji Simultan

Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui signifikansi model dan pengaruh variabel respon secara bersama-sama. Statistik uji yang digunakan untuk uji simultan adalah Uji G (*Likelihood Ratio Test*) [2]. Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut:

$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_p = 0$ (tidak ada pengaruh variabel prediktor secara simultan terhadap variabel respon).

H_1 : Paling tidak terdapat satu $\beta_j \neq 0$ (ada pengaruh paling sedikit satu variabel prediktor secara simultan terhadap variabel respon).

Statistik uji yang digunakan adalah:

$$G = -2 \ln \left[\frac{\left(\frac{n_1}{n}\right)^{n_1} \left(\frac{n_2}{n}\right)^{n_2} \dots \left(\frac{n_q}{n}\right)^{n_q}}{\prod_{i=1}^n [\pi_1(\mathbf{x}_i)^{y_{1i}} \pi_2(\mathbf{x}_i)^{y_{2i}} \dots \pi_q(\mathbf{x}_i)^{y_{qi}}]} \right] \quad (1)$$

dengan:

$$n_1 = \sum_{i=1}^n y_{1i}, \quad n_2 = \sum_{i=1}^n y_{2i}, \quad n_q = \sum_{i=1}^n y_{qi}, \quad n = n_1 + n_2 + \dots + n_q$$

H_0 ditolak jika $G > \chi^2_{(\alpha, db)}$ atau $p - value < \alpha$, yang berarti variabel prediktor secara bersama-sama mempengaruhi variabel respon [2].

2.4 Uji Parsial

Uji parsial merupakan pengujian terhadap besarnya tingkat signifikansi dari variabel prediktor secara individu terhadap variabel respon. Menurut Hosmer dan Lemeshow (2013) untuk menguji signifikansi parameter digunakan Uji *Wald*. Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut:

$H_0: \beta_j = 0$, dengan $j = 1, 2, \dots, p$ (tidak ada pengaruh variabel prediktor ke- j terhadap variabel respon)

$H_1: \beta_j \neq 0$, dengan $j = 1, 2, \dots, p$ (ada pengaruh variabel prediktor ke- j terhadap variabel respon)

Statistik Uji Wald yaitu:

$$W_j = \frac{\hat{\beta}_j}{SE(\hat{\beta}_j)} \quad (2)$$

dengan:

$\hat{\beta}_j$: penduga estimator β_j

$SE(\hat{\beta}_j)$: penduga standar error dari estimator $\hat{\beta}_j$

Hipotesis H_0 ditolak jika $|W_j| > Z_{\alpha/2}$ atau nilai $p - value < \alpha$, artinya variabel prediktor mempengaruhi variabel respon [2].

2.5 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik dilakukan dengan melihat nilai *deviance*. *Deviance* merupakan suatu ukuran yang dapat digunakan untuk menentukan kesesuaian suatu model [3]. *Deviance* adalah rasio antara fungsi likelihood model peneliti dengan fungsi likelihood model jenuh. Model peneliti adalah model yang menggunakan estimasi koefisien regresi β sedangkan model jenuh adalah model yang jumlah parameternya sama dengan ukuran sampel. Secara umum, *deviance* dapat didefinisikan sebagai berikut:

$$D = \sum_{i=1}^n \left\{ y_{i1} \ln \frac{\pi_1(\mathbf{x}_i)}{\hat{\pi}_1(\mathbf{x}_i)} + y_{i2} \ln \frac{\pi_2(\mathbf{x}_i)}{\hat{\pi}_2(\mathbf{x}_i)} + \dots + y_{iq} \ln \frac{\pi_q(\mathbf{x}_i)}{\hat{\pi}_q(\mathbf{x}_i)} \right\} \quad (3)$$

Deviance memiliki rentang nilai yang berkisar dari nol sampai dengan positif tak berhingga. Semakin kecil nilai *deviance*, maka model tersebut dikatakan semakin sesuai. Namun, tidak ada ketentuan yang pasti besar ukuran untuk nilai *deviance*, sehingga untuk mengetahui suatu model sesuai atau tidak harus dibandingkan dengan model lain [3].

2.6 Metode Penelitian

Langkah-langkah yang perlu dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Memodelkan regresi logistik ordinal dengan dispersi efek lokasi pada data status gizi balita menggunakan metode MLE dan algoritma *Newton Raphson* dengan tahapan berikut ini:
 - a. Eksplorasi variabel respon, yaitu status gizi balita berdasarkan TB/U dan variabel prediktor, yaitu jenis kelamin, usia, dan tinggi badan balita untuk mengetahui statistik deskriptif dari masing-masing variabel penelitian.
 - b. Menambahkan dispersi efek lokasi pada model regresi logistik ordinal yaitu $s_r \mathbf{z}_i^T \boldsymbol{\alpha}$.
 - c. Menentukan fungsi kepadatan peluang variabel respon dari model regresi logistik ordinal.

- d. Menentukan fungsi *likelihood* dari fungsi kepadatan peluang.
 - e. Menentukan fungsi *ln-likelihood*.
 - f. Memaksimumkan fungsi *ln-likelihood* dengan menurunkan fungsi tersebut terhadap parameter θ_k , β , dan α .
 - g. Menyelesaikan turunan fungsi *ln-likelihood* dengan menggunakan algoritma *Newton Raphson* sampai parameter konvergen.
 - h. Memperoleh nilai penduga koefisien $\hat{\theta}_k$, $\hat{\beta}$, dan $\hat{\alpha}$.
2. Melakukan uji signifikansi parameter secara serentak dengan uji *rasiolikelihood*.
 3. Melakukan uji signifikansi parameter secara parsial untuk masing-masing parameter β dan α dengan uji *Wald*.
 4. Memilih model terbaik, yaitu antara model regresi logistik ordinal dengan dispersi efek lokasi dan model regresi logistik ordinal menggunakan nilai *deviance*.
 5. Menghitung dan menginterpretasi nilai *odds ratio* dari masing-masing variabel prediktor yang signifikan.

3. Hasil dan Diskusi

Berdasarkan data yang diolah dari data status gizi balita di Puskesmas Pekkae Kabupaten Barru tahun 2019, memperlihatkan persentase data untuk setiap kategori variabel respon yaitu kategori status gizi balita berdasarkan TB/U adalah kategori normal memiliki persentase besar yaitu 75% sedangkan pada kategori sangat pendek, pendek dan tinggi memiliki persentase yang kecil yaitu masing-masing 5%, 19% dan 1%.

3.1 Pemodelan Regresi Logistik Ordinal dengan Dispersi Efek Lokasi pada Data Status Gizi Balita

Dalam pemodelan regresi logistik ordinal dengan dispersi efek lokasi akan dilakukan pemodelan dengan menambahkan dispersi efek lokasi pada model regresi logistik ordinal yaitu $s_k \mathbf{z}_i \alpha$. Proses analisis dilakukan dengan menambahkan variabel prediktor tambahan yang memperhitungkan efek lokasi yaitu variabel $\mathbf{z}_i = \mathbf{x}_i$ yang saling bersesuaian dengan kategori variabel respon. Model regresi logistik ordinal dengan dispersi efek lokasi pada Persamaan (4.1) berikut:

$$\pi_k(\mathbf{x}_i, \mathbf{z}_i) = \frac{\exp[\theta_k + \mathbf{x}_i^T \beta \pm s_k \mathbf{z}_i^T \alpha]}{1 + \exp[\theta_k + \mathbf{x}_i^T \beta \pm s_k \mathbf{z}_i^T \alpha]} \quad (10)$$

Dari Persamaan (4.1) $\theta_k + \mathbf{x}_i^T \beta$ merupakan bagian dari regresi logistik ordinal, sedangkan $s_k \mathbf{z}_i^T \alpha$ merupakan bagian dari dispersi efek lokasi. Parameter model regresi logistik ordinal dengan dispersi efek lokasi diestimasi menggunakan metode MLE dengan algoritma *Newton Raphson*. Dengan bantuan *software RStudio*, diperoleh estimasi parameter untuk model regresi logistik ordinal dengan dispersi efek lokasi pada status gizi balita dengan $k = 1, 2, 3$ sebagai berikut:

$$\text{logit } \hat{\pi}_1(x_i, z_i) = \hat{\theta}_1 - \hat{\beta}_1 + \hat{\beta}_2 - \hat{\beta}_3 + \hat{\alpha}_1 + \hat{\alpha}_3$$

$$\text{logit } \hat{\pi}_2(x_i, z_i) = \hat{\theta}_2 - \hat{\beta}_1 + \hat{\beta}_2 - \hat{\beta}_3 + \hat{\alpha}_1 + \hat{\alpha}_3$$

$$\text{logit } \hat{\pi}_3(x_i, z_i) = \hat{\theta}_3 - \hat{\beta}_1 + \hat{\beta}_2 - \hat{\beta}_3 + \hat{\alpha}_1 + \hat{\alpha}_3$$

Hasil yang diperoleh Uji G (*likelihood ratio test*) dengan $\alpha = 5\%$ yaitu $G = 424,653 > \chi^2_{(0.05;5)} = 11.070$, maka H_0 ditolak. Hal tersebut menunjukkan bahwa terdapat variabel prediktor yang berpengaruh terhadap variabel respon status gizi balita berdasarkan TB/U, sehingga model dapat digunakan. Selanjutnya, diperlukan pengujian parsial untuk mengetahui variabel prediktor apa saja yang berpengaruh signifikan secara parsial terhadap variabel respon.

Hasil uji parsial parameter β menunjukkan bahwa dengan tingkat signifikansi sebesar $\alpha = 5\%$ dan nilai $Z_{0.975} = 1.96$ diperoleh nilai $|W_j| > 1,96$ atau nilai $p - \text{value} < \alpha$, maka tolak H_0 . Hal tersebut berarti bahwa semua variabel prediktor yaitu jenis kelamin (x_1), usia (x_2), dan tinggi badan (x_3) pada model regresi logistik ordinal dengan dispersi efek lokasi berpengaruh signifikan terhadap status gizi balita berdasarkan TB/U. Sedangkan hasil uji parsial parameter α menunjukkan bahwa dengan tingkat signifikansi sebesar $\alpha = 5\%$ dan nilai $Z_{0.975} = 1,96$ diperoleh nilai untuk variabel z_1 adalah $|W_j| > 1,96$ atau nilai $p - \text{value} < \alpha$, maka tolak H_0 . Hal tersebut berarti bahwa variabel prediktor dengan efek lokasi yaitu z_1 berpengaruh signifikan terhadap status gizi balita berdasarkan TB/U. Sedangkan untuk variabel z_3 adalah $|W_j| < 1,96$ atau nilai $p - \text{value} > \alpha$, maka tolak H_0 . Ini berarti variabel prediktor dengan efek lokasi yaitu z_3 tidak berpengaruh signifikan terhadap status gizi balita berdasarkan TB/U.

3.2 Pemilihan Model terbaik

Pemilihan model terbaik dilakukan dengan membandingkan nilai *deviance* antara model regresi logistik ordinal dengan dispersi efek lokasi dan model regresi logistik ordinal biasa. Nilai *deviance* regresi logistik ordinal dan regresi logistik ordinal dispersi efek lokasi dari bantuan *software Rstudio* diperoleh pada Tabel 4.1 berikut.

Tabel 1. Tabel Perbandingan Nilai *Deviance*

Model Regresi Logistik	<i>Deviance</i>
Regresi Logistik Ordinal	853,0324
Regresi Logistik Ordinal Dispersi Efek Lokasi	849,3068

Tabel 4.1 menunjukkan bahwa model regresi logistik ordinal dengan dispersi efek lokasi mempunyai nilai yang lebih kecil yaitu 849,3068 dibandingkan model regresi logistik ordinal biasa yaitu 853,0324. Artinya, model regresi logistik ordinal dengan dispersi efek lokasi lebih baik dalam memprediksi respon status gizi balita berdasarkan TB/U dibandingkan model regresi logistik ordinal biasa. Selanjutnya dilakukan

interpretasi koefisien untuk melihat adanya peningkatan atau penurunan peluang setiap penambahan satu unit variabel prediktor. Interpretasi model regresi logistik dilakukan dengan menggunakan nilai *odds ratio* pada variabel prediktor yang dinilai signifikan terhadap status gizi balita di Puskesmas Pekkae Kabupaten Barru dapat dilihat pada Tabel 4.2 berikut.

Tabel 2. Nilai *Odds Ratio* Model Regresi Logistik Ordinal dengan Dispersi Efek Lokasi pada Data Status Gizi Balita

Parameter	Koefisien Estimasi	<i>Odds Ratio</i>
β_1	-0,472	0,623
β_2	0,205	1,227
β_3	-0,265	0,767
α_1	0,638	1,892

Interpretasi koefisien dari nilai *odds ratio* masing-masing variabel prediktor sebagai berikut:

- a. Variabel jenis kelamin (x_1)
 Nilai *odds ratio* untuk variabel jenis kelamin (x_1) sebesar $\exp(-0,472) = 0,623$, artinya peluang seorang balita perempuan masuk dalam kategori status gizi balita sangat pendek, pendek dan normal lebih rendah 0,623 kali dari balita laki-laki dengan menganggap variabel lain konstan. Atau dengan kata lain peluang seorang balita perempuan masuk dalam kategori status gizi balita tinggi lebih tinggi dibandingkan balita laki-laki.
- b. Variabel usia (x_2)
 Nilai *odds ratio* untuk variabel usia (x_2) sebesar $\exp(0,205) = 1,227$, artinya tiap kenaikan satu bulan usia balita dapat meningkatkan peluang seorang balita masuk dalam kategori status gizi balita sangat pendek, pendek dan normal sebesar 1,227 kali dibandingkan masuk dalam kategori status gizi balita tinggi dengan menganggap variabel lain konstan.
- c. Variabel tinggi badan (x_3)
 Nilai *odds ratio* untuk variabel tinggi badan (x_3) sebesar $\exp(-0,265) = 0,767$, artinya tiap kenaikan 1 cm tinggi badan balita dapat mengurangi peluang seorang balita masuk dalam kategori status gizi balita sangat pendek, pendek dan normal sebesar 0,767 kali dibandingkan masuk dalam kategori status gizi balita tinggi dengan menganggap variabel lain konstan.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil yang diperoleh dapat disimpulkan bahwa model regresi logistik ordinal dengan dispersi efek lokasi pada data status gizi balita di Puskesmas Pekkae Kabupaten Barru tahun 2019 ditunjukkan sebagai berikut:

$$g_1(x_i, z_1) = 14,324 - 0,472x_1 + 0,205x_2 - 0,265x_3 + 0,638z_1$$

$$g_2(x_i, z_1) = 15,357 - 0,472x_1 + 0,205x_2 - 0,265x_3 + 0,638z_1$$

$$g_3(x_i, z_1) = 21,267 - 0,472x_1 + 0,205x_2 - 0,265x_3 + 0,638z_1$$

diperoleh tiga model logit sebanyak $k = 1,2,3$ kategori, dimana pengaruh variabel prediktor yaitu jenis kelamin, usia dan tinggi badan adalah sama untuk semua kategori respon status gizi balita berdasarkan TB/ U pada data status gizi balita tahun 2019 di Puskesmas Pekkae Kabupaten Barru.

Pada penelitian selanjutnya, dapat dikembangkan variabel respon yang lebih dari satu sehingga dapat digunakan model regresi logistik ordinal birespon dengan dispersi efek lokasi agar diperoleh pengetahuan yang lebih banyak. Untuk variabel prediktor sebaiknya mempertimbangkan faktor lain dari status gizi balita seperti tinggi badan lahir balita, tinggi badan ibu agar hasil yang didapatkan lebih maksimal.

Daftar Pustaka

- [1] Agresti, A. *An Introduction to Categorical Data Analysis*. Florida: John Wiley Sons, Inc. 2007.
- [2] Hosmer, D. W., & Lemeshow, S. *Applied Logistic Regression* (3rd ed.). New York: John Wiley & Sons, Inc. 2013.
- [3] Hox, J. J. *Multilevel Analysis: Techniques and Applications*. London: Lawrence Erlbaum Associates Publishers. 2002.
- [4] Husna, L. N. *Pemodelan Lokasi-Skala untuk Data Ordinal Bertingkat*. Skripsi. Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta, Indonesia. 2014.
- [5] Kementerian Kesehatan, R. *Standar Antropometri Penilaian Status Gizi Anak*. Jakarta: Kementerian RI. 2011.
- [6] McCullagh, P. Regression Model For Ordinal Data. *Royal Statistical Society*, 42 (2):109-142, 1980.
- [7] Tutz, G., & Berger, M. Separating Location and Dispersion in Ordinal Regression Models. *Econometrics and Statistics*, 2:131-148, 2017.
- [8] Wells, A. *Statistics an Introduction Using R*. New York: ED-Tech pres. 2019