

**PEMODELAN REGRESI LOGISTIK ORDINAL DENGAN
ESTIMATOR SPLINE *TRUNCATED***

*ORDINAL LOGISTIC REGRESSION MODELING WITH
TRUNCATED SPLINE ESTIMATOR*

SAMSUL ARIFIN



**PROGRAM STUDI MAGISTER STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS HASANUDDIN**

MAKASSAR

2023

**PEMODELAN REGRESI LOGISTIK ORDINAL DENGAN
ESTIMATOR SPLINE *TRUNCATED***

Tesis

sebagai salah satu syarat untuk mencapai gelar magister

Program Studi Magister Statistika

Disusun dan diajukan oleh

SAMSUL ARIFIN

H062221011

Kepada

**PROGRAM STUDI MAGISTER STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS HASANUDDIN
MAKASSAR**

2023

TESIS
PEMODELAN REGRESI LOGISTIK ORDINAL DENGAN
ESTIMATOR SPLINE *TRUNCATED*

SAMSUL ARIFIN
H062221011

Telah dipertahankan di hadapan Panitia Ujian yang dibentuk dalam rangka
Penyelesaian Program Studi Magister Statistika Fakultas Matematika
dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin
pada tanggal 11 Agustus 2023
dan dinyatakan telah memenuhi syarat kelulusan

Menyetujui,

Pembimbing Utama



Dr. Anna Islamiyati, S.Si., M.Si

NIP. 19770808 200501 2 002

Pembimbing Pendamping



Dr. Erna Tri Herdiani, S.Si., M.Si

NIP. 19750429 200003 2 001

Ketua Program Studi
Magister Statistik



Dr. Dr. Georgina M. Tinungki, M.Si

NIP. 19620926 198702 2 001

Dekan Fakultas Matematika dan
Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Hasanuddin



Dr. Eng. Amiruddin, M.Si

NIP. 19720515 199702 1 002

**PERNYATAAN KEASLIAN TESIS
DAN PELIMPAHAN HAK CIPTA**

Dengan ini saya menyatakan bahwa, tesis berjudul "Pemodelan Regresi Logistik Ordinal dengan Estimator Spline *Truncated*" adalah benar karya saya dengan arahan dari komisi pembimbing Dr. Anna Islamiyati, S.Si., M.Si. sebagai Pembimbing Utama dan Dr. Erna Tri Herdiani, S.Si, M.Si. sebagai Pembimbing Pendamping. Karya ilmiah ini belum diajukan dan tidak sedang diajukan dalam bentuk apa pun kepada perguruan tinggi mana pun. Sumber informasi yang berasal atau dikutip dari karya yang diterbitkan maupun tidak diterbitkan dari penulis lain telah disebutkan dalam teks dan dicantumkan dalam Daftar Pustaka tesis ini. Sebagian dari isi tesis ini telah dipublikasikan di Jurnal International Communications in Mathematical Biology and Neuroscience sebagai artikel dengan judul "*Ability of Ordinal Spline Logistic Regression Model in The Classification of Nutritional Status Data*".

Dengan ini saya melimpahkan hak cipta dari karya tulis saya berupa tesis ini kepada Universitas Hasanuddin.

Makassar, 11 Agustus 2023

Yang menyatakan,



Samsul Arifin

NIM. H062221011

UCAPAN TERIMA KASIH

Puji syukur atas kehadiran Tuhan Yang Maha Esa atas limpahan rahmat dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyusun dan menyelesaikan tesis ini. Penulis menyadari sepenuhnya bahwa apa yang dikemukakan dalam tesis ini masih jauh dari kesempurnaan yang merupakan sebagai akibat dari keterbatasan kemampuan serta berbagai kesulitan yang penulis hadapi dalam penyusunan tesis ini.

Penulis memanjatkan doa kepada Tuhan Yang Maha Esa agar memberikan rahmat-Nya kepada pihak yang banyak membantu dalam penyelesaian tesis ini. Penulis juga percaya tesis ini dapat selesai bukan hanya dengan kekuatan pikiran penulis semata akan tetapi karena bantuan dari berbagai pihak juga, baik selama proses perkuliahan bahkan sampai proses pengerjaan tesis di Program Magister Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Hasanuddin. Namun demikian, penulis dengan senang hati menerima kritik dan saran yang bersifat membangun dari pembaca karya tulis ini demi sempurnanya tesis ini.

Terima kasih yang tak terhingga kepada kedua orang tua tercinta dan saudara-saudara saya atas doa yang tak pernah putus, dukungan serta segala kebaikan mereka yang sampai kapan pun takkan pernah bisa terbalaskan atas kasih sayang yang tiada henti dalam penyelesaian tesis ini. Selanjutnya, saya ingin menyampaikan juga rasa hormat dan terima kasih kepada:

1. Prof. Dr. Ir. Jamaluddin Jompa, M.Sc. selaku Rektor Universitas Hasanuddin.
2. Dr. Eng. Amiruddin, M.Si. selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin beserta seluruh jajarannya.
3. Dr. Anna Islamiyati, S.Si., M.Si. selaku Ketua Departemen Statistika Fakultas MIPA Universitas Hasanuddin dan juga menjadi Pembimbing Utama yang sangat bersabar dan bersedia meluangkan banyak waktunya untuk membimbing penulis serta memberikan ilmu, dukungan, masukan motivasi, dan kemudahan kepada penulis dalam menyelesaikan tesis ini.
4. Dr. Dr. Georgina Maria Tinungki, M.Si. selaku Ketua Program Studi Magister Statistika Departemen Statistika Fakultas MIPA Universitas Hasanuddin yang menjadi salah satu tim penguji yang telah memberikan arahan dan dukungan dalam penyelesaian tesis ini.

5. Dr. Erna Tri Herdiani, S.Si., M.Si. selaku Pembimbing Pertama yang telah bersabar dan bersedia meluangkan banyak waktunya untuk membimbing penulis serta memberikan dukungan, masukan, dan kemudahan kepada penulis dalam penyelesaian tesis ini.
6. Dr. Nurtiti Sanusi, S.Si., M.Si. selaku penguji penulis yang telah bersedia memberikan masukan-masukan dan arahan dalam penyusunan tesis.
7. Sri Astuti Thamrin, S.Si., M.Stat., Ph.D. selaku penguji penulis yang telah bersedia memberikan masukan dan arahan dalam penyusunan tesis.
8. Bapak dan Ibu Dosen serta Staf Departemen Statistika Fakultas MIPA Universitas Hasanuddin, yang dengan tulus ikhlas memberikan ilmu pengetahuan dan pengalaman yang dimilikinya selama perkuliahan berlangsung sehingga memberikan banyak manfaat bagi penulis untuk saat ini maupun di masa mendatang.
9. Bestie Lab Statistika Samsir Aditya Ania, Andi Isna Yunita, Ratmila, Ainun Utari dan Hedi Kuswanto serta Bapak Dosenku Kanda Siswanto. Terima kasih atas nasehat, dukungan dan kebersamaanya yang telah dilalui bersama penulis dalam menyelesaikan tesis ini.
10. Seluruh teman-teman Mahasiswa Program Studi Magister Statistika angkatan 20221 terkhusus Amaliah Rafiq, Arya Winanda Tahir, Irwan Usman dan Aqilah Salsabilah. Terima kasih atas dukungan luar biasa kepada penulis dan semoga kalian cepat menyusul menyelesaikan tesisnya.
11. Sobat BRI Anggi Nurwahyudi, Eka Febrianti Putri, Alwiyah Astuti, Risyad Hamzah, Nurul Hikmah dan Endah Ramadhani. Terima kasih atas dukungan yang diberikan kepada penulis.
12. Semua pihak yang telah membantu dalam penyelesaian tesis ini yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu. Jazakumullah Khairan Katsiran.

Semoga Allah SWT memberikan pahala yang berlipat ganda atas segala kebaikan yang telah diberikan kepada penulis dan semoga penulisan tesis ini bermanfaat bagi perkembangan ilmu pengetahuan dan teknologi, khususnya dalam dunia statistika dan data sains.

Makassar, 11 Agustus 2023


Samsul Arifin

ABSTRAK

SAMSUL ARIFIN. **Pemodelan Regresi Logistik Ordinal dengan Estimator Spline *Truncated*** (dibimbing oleh Dr. Anna Islamiyati, S.Si., M.Si dan Erna Tri Herdiani, M.Si.)

Regresi logistik ordinal adalah salah satu bentuk regresi logistik yang digunakan untuk variabel respon lebih dari dua kategori, memiliki urutan dan diasumsikan berdistribusi multinomial. Penelitian ini memiliki tujuan untuk mengestimasi model regresi logistik ordinal dengan estimator spline *truncated* kemudian model tersebut digunakan untuk memodelkan data status balita berdasarkan berat badan menurut panjang badan (BB/PB) di Kabupaten Gowa. Data status gizi balita memiliki skala ordinal yang terdiri atas 3 kategori yaitu gizi kurang, gizi baik dan gizi lebih kemudian memasukkan faktor-faktor yang dianggap mempengaruhi status gizi balita yaitu usia, berat badan dan panjang badan. Dari hasil penelitian menunjukkan bahwa data status gizi balita optimal pada model regresi logistik ordinal spline kuadratik *truncated* dengan 2 titik knot dengan nilai GCV sebesar 0.3406 dan tingkat akurasi model sebesar 92.25%. Hasil estimasi menunjukkan balita umur dibawah 6 bulan berpeluang 0.2281 dan balita umur diatas 18 bulan berpeluang 0.0060 kali untuk mendapatkan gizi kurang. Balita dengan berat badan dibawah 14 kg berpeluang 0.9230 kali dan balita dengan berat badan diatas 18 kg berpeluang 0.3841 kali untuk mendapatkan gizi kurang. Balita dengan panjang badan dibawah 51 cm berpeluang 3.7377 kali dan balita dengan panjang badan diatas 52 cm berpeluang 0.3964 kali untuk mendapatkan gizi kurang.

Kata kunci: ordinal, regresi logistik, spline *truncated*, status gizi

ABSTRACT

SAMSUL ARIFIN. **Ordinal Logistics Regression Modeling With Truncated Spline Estimator** (supervised by Dr. Anna Islamiyati, S.Si., M.Si and Dr. Erna Tri Herdiani, S.Si., M.Si.)

Ordinal logistic regression is used to respond to variables of more than two categories, having an order and assumption of a multinomial distribution. This study aims to estimate the ordinal logistic regression model with a truncated spline estimator. Then this model is used to model data on under-five status based on body weight according to body length in Gowa Regency. Data on the nutritional status of toddlers have an ordinal scale consisting of 3 categories, namely undernutrition, good nutrition, and nutrition, then includes factors that affect the nutritional status of toddlers, namely age, weight, and body length. The results showed that the optimal nutritional status data for the quadratic ordinal spline logistic regression model was truncated by 2 knots with a GCV value of 0.3406 and a model accuracy rate of 92.25%. The estimation results show that toddlers under six months are stabbed 0.2281 times, and toddlers over 18 months are stabbed 0.0060 times to get malnutrition. Toddlers weighing under 14 kg were stabbed 0.9230 times, and toddlers weighing over 18 kg were stabbed 0.3841 times to get malnutrition. Toddlers with a body length below 51 cm were stabbed 3.7377 times, and toddlers with a body length above 52 cm were stabbed 0.3964 times to get malnutrition.

Keywords: logistic regression, nutritional status, ordinal, truncated spline

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
HALAMAN PENGESAHAN	ii
PERNYATAAN KEASLIAN TESIS	Error! Bookmark not defined.
UCAPAN TERIMA KASIH	iv
ABSTRAK	vi
ABSTRACT	vii
DAFTAR ISI	viii
DAFTAR TABEL	xi
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Batasan Masalah	3
1.4 Tujuan Penelitian	3
1.5 Manfaat Penelitian	3
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	4
2.1 Regresi Logistik	4
2.2 Regresi Logistik Ordinal	4
2.3 <i>Maximum Likelihood Estimation</i> (MLE)	5
2.4 Pengujian Signifikansi Parameter	6
2.4.1 Uji Simultan	6
2.4.2 Uji Parsial	7
2.5 Regresi Nonparametrik	7
2.6 Estimator Spline <i>Truncated</i>	8
2.7 Pemilihan Titik Knot Optimal	10
2.8 Ketepatan Klasifikasi Model	10

2.9 Status Gizi Balita.....	12
2.10 Kerangka Konsep	14
BAB III METODE PENELITIAN	15
3.1 Sumber Data	15
3.2 Variabel Penelitian	15
3.3 Definisi Operasional.....	15
3.4 Metode Analisis.....	16
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	18
4.1 Penaksir Model Regresi Logistik Spline menggunakan Metode MLE	18
4.2 Model Status Gizi Balita di Kabupaten Gowa	27
4.2.1 Statistik Deskriptif.....	27
4.2.2 Uji Simultan	29
4.2.3 Uji Parsial	30
4.2.4 Model Regresi Logistik Ordinal Spline.....	30
4.2.4.1 Model Regresi Logistik Ordinal Spline untuk Satu Titik Knot	30
4.2.4.2 Model Regresi Logistik Ordinal Spline untuk Dua Titik Knot.....	31
4.2.5 Pemilihan Titik Knot	32
4.2.5.1 Model regresi logistik ordinal spline pada usia (x_1)	32
4.2.5.2 Model regresi logistik ordinal spline pada berat badan (x_2)	33
4.2.5.3 Model regresi logistik ordinal spline pada panjang badan (x_3).....	34
4.2.6 Pemodelan Status Gizi Balita melalui Regresi Logistik Ordinal dengan Estimator Spline <i>Truncated</i>	36
4.2.6.1 Model regresi logistik ordinal spline 1 titik knot.....	36
4.2.6.2 Model regresi logistik ordinal spline 2 titik knot.....	37
4.2.7 Pemilihan Model Terbaik.....	39
4.2.8 Pengujian Akurasi Model	40

BAB V PENUTUP	41
5.1 Kesimpulan	41
5.2 Saran.....	41
DAFTAR PUSTAKA.....	42

DAFTAR TABEL

Tabel 3. 1 Variabel Penelitian	15
Tabel 3. 2 Definisi Operasional	16
Tabel 4. 1. Statistik Deskriptif.....	27
Tabel 4. 2. Deskripsi Usia terhadap Status Gizi Balita	28
Tabel 4. 3. Deskripsi Umur terhadap Status Gizi Balita	28
Tabel 4. 4. Deskripsi Panjang Badan terhadap Status Gizi Balita	29
Tabel 4. 5 Uji Signifikansi Parameter dengan Uji Wald	30
Tabel 4. 6 Nilai GCV Minimum untuk Variabel Usia	32
Tabel 4. 7 Hasil Estimasi Parameter untuk Variabel Usia	32
Tabel 4. 8 Nilai GCV Minimum untuk Variabel Berat Badan	33
Tabel 4. 9 Hasil Estimasi Parameter untuk Variabel Berat Badan	34
Tabel 4. 10 Nilai GCV Minimum untuk Variabel Panjang Badan	35
Tabel 4. 11 Hasil Estimasi Parameter untuk Variabel Panjang Badan	35
Tabel 4. 12 Nilai GCV Minimum untuk 1 Titik Knot.....	36
Tabel 4. 13 Hasil Estimasi Parameter untuk 1 Titik Knot	36
Tabel 4. 14 Nilai GCV Minimum untuk 2 Titik Knot.....	37
Tabel 4. 15 Hasil Estimasi Parameter untuk 2 Titik Knot	38
Tabel 4. 16 Pemilihan Model Terbaik.....	39
Tabel 4. 17 Hasil Klasifikasi Model Regresi Logistik Ordinal Spline	40

BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Analisis regresi merupakan suatu metode yang digunakan untuk menjelaskan hubungan antara variabel respon dengan variabel prediktor. Pada umumnya, analisis regresi digunakan untuk menganalisis data pada variabel respon kuantitatif (kontinu) yang berdistribusi normal. Namun, dalam prakteknya seringkali dijumpai variabel respon kualitatif (kategorik), misalnya dalam bidang pendidikan, sosial, ekonomi dan kesehatan (Gadrich dkk., 2022). Apabila data pada variabel respon berupa kategorik, maka model regresi yang mampu menyelesaikan permasalahan tersebut adalah model regresi logistik. Model regresi logistik adalah salah satu model yang digunakan untuk menjelaskan hubungan antara variabel respon kategorik dengan satu atau lebih variabel prediktor yang kontinu ataupun kategorik (Agresti, 2002).

Dalam regresi logistik, variabel prediktor yang digunakan dapat berupa skala pengukuran berbeda sedangkan variabel respon harus berupa kategorik (Golpour dkk., 2020). Jika variabel respon memiliki dua kategori maka dapat menggunakan regresi logistik biner sedangkan jika variabel respon memiliki lebih dari dua kategori maka digunakan regresi logistik multinomial atau regresi logistik ordinal. Penggunaan kedua model tersebut didasarkan pada ada atau tidaknya sifat terurut pada variabel respon (Hosmer dkk., 2013). Model regresi logistik sudah banyak digunakan diantaranya Ahmed & Cheng (2020) menggunakan model regresi logistik untuk data yang mengandung pencilan. Song dkk. (2020) menggunakan model regresi logistik komponen utama pada data yang mengandung multikolinearitas. Selanjutnya, Birhan & Belay (2021) juga menggunakan regresi logistik ordinal untuk melihat faktor resiko *underweight* pada balita di Ethiopia.

Salah satu model regresi logistik untuk variabel respon kategorik adalah regresi logistik nonparametrik. Amalia (2020) telah menunjukkan ketepatan klasifikasi model regresi logistik secara nonparametrik lebih baik dibandingkan dengan model regresi logistik secara parametrik karena memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi. Beberapa estimator dalam regresi nonparametrik yang banyak digunakan diantaranya spline (Islamiyati dkk., 2023), kernel (Lin, 2019), deret *fourier* (Anandari dkk., 2022), dan polinomial lokal (Chamidah & Lestari, 2019).

Estimator spline sebagai salah satu estimator dalam regresi nonparametrik yang mampu mencari sendiri estimasi data berdasarkan pola pergerakan datanya, sehingga spline disebut model yang memiliki sifat fleksibel (Budiantara, 2011). Terdapat beberapa bentuk spline diantaranya spline *truncated* (Dani dkk., 2021), spline *smoothing* (Budiantara & Lestari, 2019) dan spline *penalized* (Islamiyati dkk., 2022).

Bentuk spline *truncated* banyak digunakan dalam analisis data karena kemudahan interpretasi secara visual yang melibatkan titik knot dalam estimasi fungsinya. Titik knot merupakan titik perpaduan bersama yang memperlihatkan terjadinya perubahan perilaku fungsi pada interval yang berlainan. Pemilihan titik knot yang optimal dilakukan untuk menentukan model spline terbaik. Salah satu metode pemilihan titik knot optimal yaitu dengan melihat nilai *Generalized Cross Validation* (GCV) yang minimum (Arifin dkk. 2020). Islamiyati dkk. (2022) mengkaji model regresi nonparametrik dengan estimator spline *truncated* pada data yang mengandung multikolinearitas. Ana dkk. (2019) juga telah mengembangkan model regresi logistik nonparametrik untuk melihat faktor resiko penyakit hipertensi. Variabel yang digunakan merupakan respon biner yaitu 0 untuk tidak menderita hipertensi dan 1 untuk penderita hipertensi dan memperoleh tingkat akurasi sebesar 95%.

Model regresi logistik dengan menggunakan pendekatan nonparametrik telah dilakukan oleh beberapa peneliti diantaranya Rifada dkk. (2023) menggunakan model regresi logistik nonparametrik untuk memodelkan stunting di kabupaten Probolinggo dan Islamiyati dkk. (2023) menggunakan model regresi logistik biner menggunakan estimator spline *truncated* kemudian model tersebut diterapkan pada data status gizi anak. Namun, pada penelitian tersebut belum mempertimbangkan data yang terdiri lebih dari dua kategori dan memiliki tingkatan. Oleh karena itu, penulis akan mengkaji model regresi logistik ordinal dengan estimator spline *truncated*. Selanjutnya, metode diaplikasikan pada data status gizi balita berdasarkan berat badan menurut panjang badan (BB/PB) di Kabupaten Gowa. Kabupaten Gowa salah satu kabupaten di Provinsi Sulawesi Selatan yang memiliki persentase gizi kurang yang cukup tinggi sebesar 4.8% dan angka tersebut hampir setara dengan presentase gizi kurang di Provinsi Sulawesi Selatan sebesar 6.2%. Data status gizi balita memiliki skala ordinal yang terdiri dari 3 kategori yaitu gizi kurang (*wasted*), gizi baik (*normal*) dan gizi lebih

(*overweight*) kemudian memasukkan faktor-faktor yang dianggap mempengaruhi status gizi balita yaitu usia, berat badan dan tinggi badan.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana bentuk penaksir model regresi logistik ordinal dengan estimator spline *truncated*?
2. Bagaimana model status gizi balita di Kabupaten Gowa melalui regresi logistik ordinal dengan estimator spline *truncated*?

1.3 Batasan Masalah

Berdasarkan rumusan masalah, maka ruang lingkup dalam penelitian ini dibatasi pada beberapa hal yaitu sebagai berikut:

1. Penaksiran parameter menggunakan metode *Maximum likelihood Estimation* (MLE).
2. Banyaknya variabel prediktor dibatasi hanya tiga variabel prediktor.
3. Estimator spline *truncated* yang digunakan dibatasi hanya satu sampai dua titik knot.
4. Pemilihan titik knot optimal menggunakan *Generalized Cross Validation* (GCV).

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Untuk memperoleh bentuk penaksir model regresi logistik ordinal dengan estimator spline *truncated*.
2. Untuk memperoleh model status gizi balita di Kabupaten Gowa melalui regresi logistik ordinal dengan estimator spline *truncated*.

1.5 Manfaat Penelitian

Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat sebagai berikut:

1. Menambah wawasan keilmuan dan pengetahuan mengenai estimasi parameter dan model dari status gizi balita di Kabupaten Gowa melalui regresi logistik ordinal dengan estimator spline *truncated*.
2. Dapat dijadikan sebagai salah satu rujukan bagi pemerintah agar lebih memperhatikan status gizi balita khususnya di Kabupaten Gowa, Provinsi Sulawesi Selatan.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Regresi Logistik

Regresi logistik merupakan suatu analisis regresi yang digunakan untuk menggambarkan hubungan antara variabel respon *dichotomous* (dua kategori) atau *polychotomous* (lebih dari dua kategori) dengan variabel prediktor bersifat kontinu atau kategorik (Agresti, 2013). Dalam regresi logistik, variabel prediktor yang digunakan dapat berupa skala pengukuran berbeda sehingga dalam regresi logistik tidak ada asumsi mengenai distribusi variabel prediktornya (Iftinanda Putri & Budyanra, 2019). Jika variabel respon memiliki dua kategori maka dapat menggunakan regresi logistik biner sedangkan jika variabel respon memiliki lebih dari dua kategori maka digunakan regresi logistik multinomial atau regresi logistik ordinal. Penggunaan kedua model tersebut didasarkan pada ada atau tidaknya sifat terurut pada variabel respon yang digunakan (Hosmer & Lemeshow, 2000).

Menurut Hosmer dan Lemeshow (2000), persamaan regresi logistik yang digunakan dari bentuk taksiran fungsi peluang $\pi(x) = E(Y|x)$ yang dinyatakan seperti Persamaan (2.1) berikut ini:

$$\pi(x) = \frac{\exp(\alpha + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p)}{1 + \exp(\alpha + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p)} \quad (2.1)$$

Kemudian Persamaan (2.1) dilakukan transformasi kedalam bentuk logit untuk menyederhanakan persamaannya seperti pada Persamaan (2.2) berikut ini:

$$g(x) = \ln \left[\frac{\pi(x)}{1 - \pi(x)} \right] = \alpha + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p \quad (2.2)$$

Dimana $\pi(x)$ adalah peluang kejadian, $g(x)$ adalah bentuk logit dari $\pi(x)$, α adalah konstanta (intersep), $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$ adalah parameter pada variabel prediktor dan x_1, x_2, \dots, x_p adalah variabel prediktor.

2.2 Regresi Logistik Ordinal

Regresi logistik ordinal merupakan salah satu analisis yang digunakan untuk menjelaskan hubungan antara variabel respon dan variabel prediktor, dimana variabel respon bersifat *polychotomous* dengan skala ordinal. Model yang dapat digunakan untuk regresi logistik ordinal adalah model logit. Pada model ini terdapat sifat ordinal dari variabel respon y yang berada dalam peluang kumulatif sehingga digunakan model logit kumulatif (Agresti, 2002). Model logit kumulatif

merupakan model yang dibandingkan dengan peluang kumulatif yaitu peluang kurang dari atau sama dengan kategori respon ke- g pada pada p variabel prediktor yang dinyatakan dalam vektor x_i adalah $P(Y \leq g|x_i)$ dengan peluang lebih besar dari kategori respon respon ke- g pada p variabel prediktor $P(Y > g|x_i)$. Peluang kumulatif $P(Y \leq g|x_i)$ dituliskan seperti pada Persamaan (2.3) berikut ini:

$$P(Y \leq g|x_i) = \pi(x_i) = \frac{\exp(\alpha_g + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ji})}{1 + \exp(\alpha_g + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ji})} \quad (2.3)$$

Untuk mendapatkan model linier dari model peluang kumulatif maka dilakukan transformasi logit (Delima dkk., 2019). Model logit kumulatif berdasarkan Persamaan (2.3) seperti pada Persamaan (2.4) berikut ini:

$$\begin{aligned} \text{Logit } P(Y \leq g|x_i) &= \ln \left[\frac{P(Y \leq g|x_i)}{P(Y > g|x_i)} \right] \\ &= \ln \left[\frac{P(Y \leq g|x_i)}{1 - P(Y \leq g|x_i)} \right] \\ &= \ln \left[\frac{\frac{\exp(\alpha_g + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ji})}{1 + \exp(\alpha_g + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ji})}}{1 - \frac{\exp(\alpha_g + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ji})}{1 + \exp(\alpha_g + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ji})}} \right] \\ &= \ln \left[\exp(\alpha_g + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ji}) \right] \\ &= \alpha_g + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ji} \end{aligned} \quad (2.4)$$

Dimana α_g adalah konstanta kategori respon ke- g , β_j adalah parameter pada prediktor ke- j dan x_{ji} adalah variabel prediktor ke- j pada pengamatan ke- i untuk $i = 1, 2, \dots, n$ dan $j = 1, 2, \dots, p$.

2.3 Maximum Likelihood Estimation (MLE)

Salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengestimasi parameter pada model regresi logistik ordinal menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Misalkan g menyatakan banyaknya kategori pengamatan nilai $Y = s$ untuk $s = 1, 2, \dots, g$ maka $y = y_1, y_2, \dots, y_s$ adalah variabel respon berdistribusi multinomial dengan peluang masing-masing $[\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_s]$ dengan $\sum_{s=1}^g \pi_s = 1$. Fungsi peluang bersama dari variabel respon $y = y_1, y_2, \dots, y_n$ adalah sama

dengan perkalian n fungsi multinomial, sehingga diperoleh fungsi *likelihood* seperti Persamaan (2.5) berikut ini:

$$L(\boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\beta}) = \prod_{i=1}^n \left[\pi_1(x_{ji})^{y_{1i}} \pi_2(x_{ji})^{y_{2i}} \dots \pi_s(x_{ji})^{y_{si}} \right] \quad (2.5)$$

Untuk mendapatkan nilai parameter $\boldsymbol{\alpha}$ dan $\boldsymbol{\beta}$ pada Persamaan (2.5) maka kita akan memaksimumkan fungsi *likelihood* dengan melakukan transformasi \ln sehingga didapatkan fungsi *ln-likelihood* seperti Persamaan (2.6) berikut ini:

$$l(\boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\beta}) = \sum_{i=1}^n y_{1i} \ln[\pi_1(x_{ji})] + y_{2i} \ln[\pi_2(x_{ji})] + \dots + y_{si} \ln[\pi_s(x_{ji})] \quad (2.6)$$

Memaksimumkan fungsi *ln-likelihood* dapat diperoleh dengan menurunkan $l(\boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\beta})$ terhadap masing-masing parameter dan menyamakannya dengan nol. Hasil turunan parsial pertama dari fungsi *ln-likelihood* merupakan fungsi yang nonlinier dan tidak dapat diselesaikan secara analitik. Metode *Newton-Raphson* merupakan metode iterasi untuk menyelesaikan persamaan nonlinear (Agresti, 2013).

2.4 Pengujian Signifikansi Parameter

Uji yang digunakan untuk menguji parameter model regresi logistik ordinal adalah uji simultan untuk menentukan variabel yang signifikan kemudian dilanjutkan dengan uji parsial (Hosmer dkk., 2013).

2.4.1 Uji Simultan

Uji simultan merupakan pengujian signifikansi parameter yang digunakan untuk mengetahui apakah variabel prediktor berpengaruh secara bersama-sama (simultan) terhadap variabel respon. Statistik uji yang digunakan untuk uji simultan adalah uji *likelihood ratio test* atau kita kenal dengan uji G (Hosmer dkk. 2013). Hipotesis yang digunakan sebagai berikut:

$$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_j = 0$$

$$H_1: \text{Minimal ada satu } \beta_j \neq 0 \text{ untuk } j = 1, 2, \dots, p$$

Statistik uji:

$$G = -2 \ln \left(\frac{L_o}{L_p} \right) \sim \chi_{\alpha, p}^2$$

Dimana L_o adalah nilai *likelihood* tanpa variabel prediktor dan p adalah nilai *likelihood* dengan p variabel prediktor.

Kriteria pengujian:

Jika nilai $G_{hit} > \chi_{\alpha,p}^2$ atau $p\text{-value} < \alpha$ maka H_0 ditolak

Jika nilai $G_{hit} < \chi_{\alpha,p}^2$ atau $p\text{-value} > \alpha$ maka H_0 diterima

2.4.2 Uji Parsial

Uji parsial merupakan pengujian signifikansi parameter yang digunakan untuk mengetahui variabel-variabel prediktor mana (parsial) yang memiliki peranan atau hubungan yang lebih kuat terhadap variabel respon. Menurut Hosmer dkk. (2013) untuk menguji signifikansi parameter digunakan Uji *Wald*. Hipotesis yang digunakan sebagai berikut:

$$H_0: \beta_j = 0$$

$$H_1: \beta_j \neq 0 \text{ untuk } j = 1, 2, \dots, p$$

Statistik uji:

$$W_j = \frac{\hat{\beta}_j}{SE(\hat{\beta}_j)} \sim \chi_{\alpha,1}^2$$

Dimana $\hat{\beta}_j$ adalah penduga estimator β_j dan $SE(\hat{\beta}_j)$ adalah penduga standar error dari estimator β_j .

Kriteria pengujian:

Jika nilai $|W_j| > \chi_{\alpha,1}^2$ atau $p\text{-value} < \alpha$ maka H_0 ditolak

Jika nilai $|W_j| < \chi_{\alpha,1}^2$ atau $p\text{-value} > \alpha$ maka H_0 diterima

2.5 Regresi Nonparametrik

Analisis regresi adalah suatu analisis yang digunakan untuk mengidentifikasi variabel-variabel prediktor yang signifikan dalam mempengaruhi variabel respon. Dalam analisis regresi terdapat dua pendekatan yang biasa digunakan untuk mengestimasi kurvanya yaitu pendekatan regresi parametrik dan nonparametrik. Regresi parametrik digunakan ketika pola hubungan antara variabel respon dengan variabel prediktor diketahui bentuk kurvanya seperti linier, kuadratik, ataupun kubik. Sedangkan pendekatan regresi nonparametrik digunakan apabila bentuk kurvanya tidak diketahui. Regresi nonparametrik

memiliki fleksibilitas dalam mencari sendiri bentuk kurva regresinya tanpa dipengaruhi subjektivitas peneliti (Eubank, 1999).

Secara umum, model regresi nonparametrik dapat dituliskan seperti pada Persamaan (2.7) berikut ini:

$$y_i = f(x_i) + \varepsilon_i \quad (2.7)$$

Dimana y_i adalah variabel respon pada pengamatan ke- i , x_i adalah variabel prediktor pada pengamatan ke- i , $f(x_i)$ adalah fungsi regresi nonparametrik yang memuat variabel prediktor, ε_i adalah sisaan pada pengamatan ke- i yang hanya diasumsikan independen berdistribusi normal dengan rata-rata nol dan variansi σ^2 dan $i = 1, 2, \dots, n$.

Fungsi regresi nonparametrik pada Persamaan (2.7) tidak diketahui bentuk kurvanya dan hanya diasumsikan termuat dalam suatu ruang fungsi tertentu, pemilihan ruang fungsi didasarkan oleh sifat kemulusan (*smooth*) yang dimiliki fungsi $f(x_i)$. Salah satu pendekatan nonparametrik adalah spline *truncated*. Spline *truncated* mampu menangani data yang memiliki perilaku yang berubah-ubah pada sub-sub interval tertentu dan cenderung mencari sendiri estimasi data kemanapun pola data bergerak dengan bantuan titik knot, serta kurva yang dihasilkan relatif mulus (Wahba, 1990).

2.6 Estimator Spline *Truncated*

Spline mempunyai sifat fleksibilitas yang tinggi dan mampu menangani data yang memiliki perilaku yang berubah-ubah pada sub-sub interval tertentu dan cenderung mencari sendiri estimasi data kemanapun pola data bergerak (Islamiyati, 2017). Terdapat beberapa estimator spline dalam pendekatan regresi nonparametrik, diantaranya adalah spline *smoothing* dan spline *truncated*. Kedua metode tersebut masing-masing menggunakan parameter yang berbeda untuk membuat estimasi kurva regresi lebih fleksibel, yaitu parameter penghalus pada spline *smoothing* dan titik knot pada spline *truncated*. Perbedaan jenis parameter tersebut, menyebabkan optimasi untuk mendapatkan estimator pada kedua bentuk spline tersebut berbeda.

Secara umum, fungsi spline *truncated* berorde q dengan titik knot k_1, k_2, \dots, k_r dituliskan seperti pada Persamaan (2.8) berikut ini:

$$f(x_i) = \sum_{l=0}^q \beta_l x_i^l + \sum_{h=1}^r \beta_{q+h} (x_i - k_h)_+^q \quad (2.8)$$

Berdasarkan Persamaan (2.8), β_q dan β_{q+r} adalah parameter regresi, k_h adalah titik knot atau titik yang menunjukkan pola perubahan data. Fungsi $(x_i - k_h)_+^q$ adalah polinomial *truncated* yang dijabarkan menjadi Persamaan (2.9) berikut ini:

$$(x_i - k_h)_+^q = \begin{cases} (x_i - k_h)^q, & \text{jika } x_i \geq k_h \\ 0, & \text{jika } x_i < k_h \end{cases} \quad (2.9)$$

Jika dalam Persamaan (2.8) disubstitusikan nilai $q = 1, 2, 3$ maka diperoleh fungsi spline yang berturut-turut dinamakan spline *truncated* linier, spline *truncated* kuadratik, dan spline *truncated* kubik (Rodríguez, 2001).

Misalkan diberikan data berpasangan $x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{pi}, y_i$ dan kedua hubungan data tersebut diasumsikan mengikuti model regresi nonparametrik maka dapat ditulis seperti pada Persamaan (2.10) berikut ini:

$$y_i = f(x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{pi}) + \varepsilon_i \quad (2.10)$$

Jika fungsi $f(x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{pi})$ bersifat aditif maka dapat dijabarkan menjadi Persamaan (2.11) berikut ini:

$$\begin{aligned} y_i &= f(x_{1i}) + f(x_{2i}) + \dots + f(x_{pi}) + \varepsilon_i \\ &= \sum_{j=1}^p f(x_{ji}) + \varepsilon_i \end{aligned} \quad (2.11)$$

Fungsi $f(x_{ji})$ dijabarkan seperti pada Persamaan (2.12) berikut ini:

$$f(x_{ji}) = \beta_{0j} + \sum_{l=1}^q \beta_{jl} x_{ji}^l + \sum_{h=1}^r \beta_{j(q+h)} (x_{ji} - k_{jh})_+^q \quad (2.12)$$

Dimana sisaan (ε_i) dalam Persamaan (2.11) diasumsikan independen berdistribusi normal dengan rata-rata nol dan variansi σ^2 untuk $i = 1, 2, \dots, n$. Untuk y_i adalah variabel respon pengamatan ke- i , x_{ji} adalah variabel prediktor ke- j pada pengamatan ke- i , β_{0j} adalah intersep prediktor ke- j , β_{jl} adalah parameter pada prediktor ke- j , $\beta_{j(q+h)}$ adalah parameter *truncated* pada prediktor ke- j dan titik knot ke- $(q + h)$, k_{jh} adalah titik knot pada prediktor ke- j dan titik knot ke- h , r adalah banyaknya titik knot, q adalah orde polynomial *truncated* dan p adalah banyaknya variabel prediktor.

Persamaan (2.11) dapat dinyatakan dalam bentuk matriks seperti pada Persamaan (2.13) berikut ini:

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}[k]\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (2.13)$$

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & \dots & x_{p1}^q & (x_{11} - k_{11})_+^q & \dots & (x_{p1} - k_{pr})_+^q \\ 1 & x_{12} & \dots & x_{p2}^q & (x_{12} - k_{11})_+^q & \dots & (x_{p2} - k_{pr})_+^q \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{1n} & \dots & x_{pn}^q & (x_{1n} - k_{11})_+^q & \dots & (x_{pn} - k_{pr})_+^q \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_{0j} \\ \beta_{p1} \\ \vdots \\ \beta_{pq} \\ \beta_{1(q+1)} \\ \vdots \\ \beta_{p(q+r)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix}$$

Dengan menggunakan metode *least square* maka didapatkan hasil estimasi parameter $\boldsymbol{\beta}$ seperti pada Persamaan (2.14) berikut ini:

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}[k]^T \mathbf{X}[k] \boldsymbol{\beta})^{-1} \mathbf{X}[k]^T \mathbf{y} \quad (2.14)$$

Berdasarkan hasil estimasi fungsi pada persamaan (2.14) terlihat bahwa estimator $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ sangat bergantung pada titik knot dan $\mathbf{X}[k] = \mathbf{X}[k_1, k_2, \dots, k_r]$.

2.7 Pemilihan Titik Knot Optimal

Pemilihan titik knot k_1, k_2, \dots, k_r yang optimal merupakan konsep yang sangat penting dalam regresi nonparametrik khususnya pada spline *truncated*. Titik knot adalah titik perpaduan yang menunjukkan perubahan pola data sehingga kurva yang dibentuk tersegmentasi pada titik tersebut. Penentuan titik knot yang berbeda akan menghasilkan fungsi yang berbeda pula. Salah satu metode yang baik digunakan dalam pemilihan titik knot optimal yaitu menggunakan metode *Generalized Cross Validation* (GCV). Metode ini memiliki sifat optimal asimtotik apabila dibandingkan dengan metode lain, misalnya *Cross Validation* (CV) (Wahba, 1990). Secara umum, metode GCV dapat dituliskan pada Persamaan (2.15) berikut ini:

$$\text{GCV}(k_1, k_2, \dots, k_r) = \frac{\text{MSE}(k_1, k_2, \dots, k_r)}{[n^{-1} \text{trace}(\mathbf{I} - \mathbf{A}(k_1, k_2, \dots, k_r))]^2} \quad (2.15)$$

Dimana $\text{MSE}(k_1, k_2, \dots, k_r) = n^{-1} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$, k merupakan titik knot, matriks \mathbf{A} adalah $\mathbf{X}(\mathbf{X}^t \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^t$ dan \mathbf{I} adalah matriks identitas. Nilai titik knot yang optimal diberikan oleh nilai GCV yang minimum (Arifin dkk., 2020).

2.8 Ketepatan Klasifikasi Model

Ketepatan klasifikasi digunakan untuk mengetahui suatu data diklasifikasikan dengan benar atau tidak. Salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengevaluasi hasil klasifikasi dari model regresi logistik adalah tabel

klasifikasi. Tabel klasifikasi merupakan jumlah data hasil prediksi yang diklasifikasikan benar atau tidak berdasarkan hasil uji yang sebenarnya seperti pada Tabel berikut 2.1 berikut ini:

Tabel 2. 1 Tabel Klasifikasi

Aktual	Prediksi			Total
	$\hat{\pi}_1$	$\hat{\pi}_2$	$\hat{\pi}_3$	
π_1	n_{11}	n_{12}	n_{13}	N_1
π_2	n_{21}	n_{22}	n_{23}	N_2
π_3	n_{31}	n_{32}	n_{33}	N_3
Total	\hat{N}_1	\hat{N}_2	\hat{N}_3	N

Dimana:

n_{11} adalah jumlah y_i dari π_1 tepat diklasifikasikan sebagai $\hat{\pi}_1$,

n_{12} adalah jumlah y_i dari π_1 tepat diklasifikasikan sebagai $\hat{\pi}_2$,

n_{13} adalah jumlah y_i dari π_1 tepat diklasifikasikan sebagai $\hat{\pi}_3$,

n_{21} adalah jumlah y_i dari π_2 tepat diklasifikasikan sebagai $\hat{\pi}_1$,

n_{22} adalah jumlah y_i dari π_2 tepat diklasifikasikan sebagai $\hat{\pi}_2$,

n_{23} adalah jumlah y_i dari π_2 tepat diklasifikasikan sebagai $\hat{\pi}_3$,

n_{31} adalah jumlah y_i dari π_3 tepat diklasifikasikan sebagai $\hat{\pi}_1$,

n_{32} adalah jumlah y_i dari π_3 tepat diklasifikasikan sebagai $\hat{\pi}_2$,

n_{33} adalah jumlah y_i dari π_3 tepat diklasifikasikan sebagai $\hat{\pi}_3$,

Selanjutnya untuk menghitung akurasi dari ketepatan klasifikasi pada tabel klasifikasi diatas, seperti pada Persamaan 2.16 berikut ini:

$$Akurasi = \frac{n_{11} + n_{22} + n_{33}}{n_{11} + n_{12} + n_{13} + n_{21} + n_{22} + n_{23} + n_{31} + n_{32} + n_{33}} \quad (2.16)$$

Kemudian untuk melihat peluang kesalahan klasifikasi atau *Apparent Error Rate* (APER) dapat dihitung seperti pada Persamaan 2.17 berikut ini:

$$APER = 1 - Akurasi \quad (2.17)$$

Ketepatan klasifikasi dikatakan memiliki tingkat akurasi yang baik jika mempunyai nilai APER yang kecil dan tingkat akurasi yang tinggi (Suhendra dkk., 2020).

2.9 Status Gizi Balita

Masa balita sering dikatakan sebagai periode emas yang merupakan masa yang paling penting dan perlu untuk mendapatkan perhatian dalam proses pertumbuhan dan perkembangan anak. Nutrisi adalah salah satu komponen penting dalam menunjang keberlangsungan proses pertumbuhan dan perkembangan pada balita. Dalam nutrisi terdapat kebutuhan zat gizi yang diperlukan untuk pertumbuhan dan perkembangan seperti protein, karbohidrat, lemak, mineral, vitamin dan air. Apabila kebutuhan nutrisinya tidak terpenuhi atau kurang maka dapat menghambat pertumbuhan dan perkembangannya (Khulafa'ur Rosidah & Harsiwi, 2017).

Untuk memantau pertumbuhan dan perkembangan balita dilakukan dengan penilaian status gizi. Status gizi adalah keadaan keseimbangan antara asupan zat gizi dari makanan dengan kebutuhan zat gizi yang diperlukan untuk metabolisme tubuh. Menurut Kementerian Kesehatan Republik Indonesia (Kemenkes RI) terdapat beberapa masalah status gizi pada balita yaitu *underweight* (gizi berat badan kurang), *stunted* (gizi pendek), dan *wasted* (gizi kurang). Gizi berat badan kurang adalah status gizi yang didasarkan pada berat badan menurut umur (BB/U), gizi pendek adalah status gizi yang didasarkan pada panjang badan menurut umur (PB/U) dan gizi kurang adalah status gizi yang didasarkan pada berat badan menurut tinggi badan (BB/PB).

Penilaian status gizi pada balita yang sering digunakan adalah antropometri (Naziyah dkk., 2020). Antropometri adalah suatu metode yang digunakan untuk menilai ukuran, proporsi, dan komposisi tubuh manusia. Berdasarkan SK Menteri Kesehatan No 2 Tahun 2022 Tentang Standar Antropometri Anak usia 0-60 bulan terdiri dari 6 kategori yaitu gizi buruk (*severely wasted*), gizi kurang (*wasted*), gizi baik (*normal*), berisiko gizi lebih (*possible risk of overweight*), gizi lebih (*overweight*) dan obesitas (*obese*). Kategori dan ambang batas status gizi balita seperti pada Tabel 2.2 berikut:

Tabel 2. 2 Kategori dan ambang batas status gizi balita

Indeks	Kategori Status Gizi	Ambang Batas (Z-Score)
Berat Badan menurut Panjang Badan atau Tinggi Badan (BB/PB atau BB/TB) anak usia 0 - 60 bulan	Gizi buruk	$< -3 SD$
	Gizi kurang	$- 3 SD \text{ sd } < - 2 SD$
	Gizi baik	$-2 SD \text{ sd } + 1 SD$
	Berisiko gizi lebih	$> + 1 SD \text{ sd } + 2 SD$
	Gizi lebih	$> + 2 SD \text{ sd } + 3 SD$
	Obesitas	$> + 3 SD$

Sumber: Kementerian Kesehatan, 2020

Berdasarkan SK Menteri Kesehatan No 2 Tahun 2022 Tentang Standar Antropometri Anak usia 0-60 bulan untuk indeks Berat Badan menurut Umur (BB/U) terdiri dari 4 kategori yaitu berat badan sangat kurang, berat badan kurang, berat badan normal dan berat badan lebih. Kategori dan ambang batas berat badan balita seperti pada Tabel 2.3 berikut:

Tabel 2. 3 Kategori dan ambang batas berat badan balita

Indeks	Kategori Status Gizi	Ambang Batas (Z-Score)
Berat Badan menurut Umur (BB/U) anak usia 0 - 60 bulan	Berat badan sangat kurang	$< -3 SD$
	Berat badan kurang	$- 3 SD \text{ sd } < - 2 SD$
	Berat badan normal	$-2 SD \text{ sd } + 1 SD$
	Berat badan lebih	$> + 1 SD$

Sumber: Kementerian Kesehatan, 2020

