



Peningkatan Ketepatan Klasifikasi dengan Metode Bootstrap Aggregating pada Regresi Logistik Ordinal

Improving Classification Accuracy with the Bootstrap Aggregating Method on Ordinal Logistic Regression

¹I Ketut Putu Suniantara, ²I Gede Eka Wiantara Putra, ³Gede Suwardika

¹Sistem Informasi, ²Sistem Komputer, STMIK STIKOM Bali

³Statistika, Universitas Terbuka

^{1,2,3}Denpasar, Indonesia

E-mail: ¹suniantara@stikom-bali.ac.id, ²wiantara@stikom-bali.ac.id,

³isuwardika@ecampus.ut.ac.id

Abstrak—Berat badan bayi lahir dipengaruhi oleh karakteristik ibu hamil seperti umur, paritas, tingkat pendidikan, kunjungan kehamilan, dan usia kehamilan. Klasifikasi berat badan bayi lahir dikelompokkan ke dalam beberapa kelompok yaitu bayi berat lahir rendah, berat badan bayi normal dan berat badan bayi berlebih. Metode pengklasifikasian dengan regresi logistik ordinal memberikan pendugaan parameter yang tidak stabil, yang artinya jika terdapat perubahan dalam data set menyebabkan perubahan yang signifikan pada model. Sehingga untuk memperoleh pendugaan parameter yang stabil pada model regresi logistik ordinal digunakan pendekatan bootstrap aggregating (bagging). Penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan klasifikasi regresi logistik ordinal dengan menggunakan bagging pada berat badan bayi lahir. Hasil klasifikasi dengan bagging regresi logistik ordinal mampu menurunkan kesalahan klasifikasi sebesar 20,237% dengan ketepatan klasifikasi 76,67%.

Kata Kunci— berat badan bayi lahir, regresi logistik ordinal, bagging

Abstract— *Baby's birth weight is influenced by characteristics of pregnant women such as age, parity, education level, pregnancy visit, and gestational age. Classification of the birth weight of a baby is grouped into several groups, namely low birth weight babies, normal baby weight and excess baby weight. The classification method with ordinal logistic regression provides an unstable parameter estimation, which means that if there is a change in the data set causes a significant change in the model. So that to obtain a stable parameter estimation in the ordinal logistic regression model is used aggregating (bagging) bootstrap approach. This study aims to improve the classification of ordinal logistic regression by using bagging on a baby's birth weight. The classification results with bagging ordinal logistic regression were able to reduce classification errors by 20.237% with 76.67% classification accuracy.*

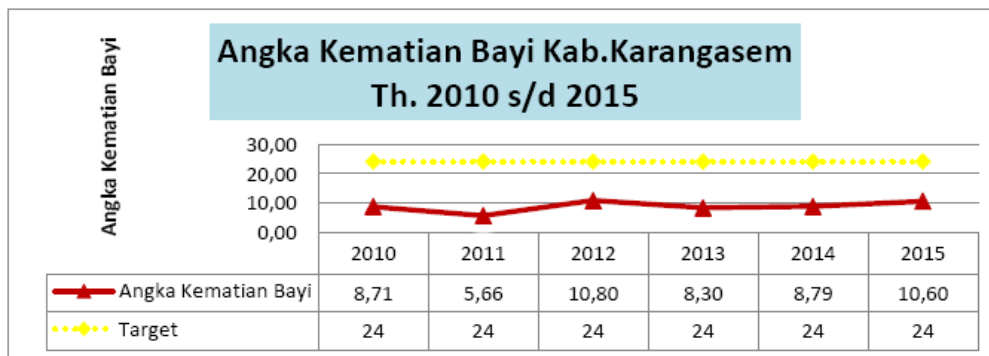
Keywords— *baby's birth weight, ordinal logistic regression, bagging*



I. PENDAHULUAN

Angka Kematian Bayi (AKB) adalah jumlah bayi yang meninggal sebelum mencapai usia 1 tahun yang dinyatakan dalam 1.000 kelahiran hidup pada tahun yang sama. Usia bayi merupakan kondisi yang rentan baik terhadap sakit maupun kematian. AKB merupakan indikator yang biasanya digunakan untuk menentukan derajat kesehatan masyarakat. Oleh karena itu banyak upaya kesehatan yang dilakukan dalam menurunkan AKB. Angka Kematian Bayi (AKB) merupakan salah satu indikator yang sensitif terhadap kesediaan, pemanfaatan dan kualitas pelayanan antenatal. AKB mempunyai korelasi dengan angka GNP per-kapita, pendapatan keluarga, jumlah anggota keluarga, pendidikan ibu dan keadaan gizi keluarga [1].

Angka Kematian Bayi di Kabupaten Karangasem pada Tahun 2015 sebesar 10,60 per 1000 Kelahiran Hidup, meningkat sebesar 1,81 per 1000 Kelahiran Hidup dibandingkan kondisi pada Tahun 2014. Jumlah kematian bayi umur 0-5 tahun pada Tahun 2015 sebanyak 83 orang. Kondisi ini cukup baik karena berada dibawah target AKB dalam renstra Dinas Kesehatan 2015 (24 per 1.000 kelahiran hidup), ini berarti Dinas Kesehatan mampu menekan jumlah kematian bayi dengan meningkatkan kualitas pelayanan dari ibu hamil hingga pelayanan kesehatan kepada bayi dengan berbagai kegiatan pelayanan, Akan tetapi AKB daerah Kecamatan Kubu merupakan salah satu persentase AKB yang cukup tinggi sekitar 20% dari jumlah AKB, lebih lengkapnya dapat dilihat pada Gambar 1, berikut:



Gambar 1. TREN ANGKA KEMATIAN BAYI DI KABUPATEN KARANGASEM

Salah satu penyebab utama angka kematian bayi adalah bayi berat lahir rendah (BBLR) atau prematuritas. BBLR disebabkan oleh status gizi buruk sebelum dan selama kehamilan. Dampak kejadian BBLR adalah perlambatan pertumbuhan bayi yang terlihat pada penambahan berat badan yang tidak mencapai angka normal ketika berumur satu tahun. Berat bayi lahir dipengaruhi oleh dua faktor yaitu faktor internal dan eksternal. Faktor internal terdiri atas faktor ibu, janin, dan uterus-plasenta. Faktor eksternal terdiri atas faktor sosial dan lingkungan. Faktor ibu terdiri atas karakteristik ibu (usia, paritas, jarak kehamilan, lingkaran lengan atas (LILA), tinggi badan, dan status gizi) dan faktor pendukung lainnya yaitu usia kehamilan, penambahan berat badan,



antenatal care (ANC), Hemoglobin (Hb), suplementasi Fe, tekanan darah, tingkat pendidikan, dan kunjungan kehamilan [2]. Klasifikasi berat badan bayi lahir dikelompokkan ke dalam beberapa kelompok yaitu, BBLR, berat badan bayi normal dan berat badan bayi berlebih.

Regresi logistik ordinal digunakan untuk mengetahui pengaruh beberapa variabel penjelas yang bersifat numerik atau kategorik terhadap variabel respon yang bersifat kategorik untuk masalah klasifikasi [3]. Metode pengklasifikasian dengan regresi logistik ordinal memberikan pendugaan parameter yang tidak stabil, yang artinya jika terdapat perubahan dalam data set menyebabkan perubahan yang signifikan pada model. Sehingga untuk memperoleh parameter yang stabil pada model regresi logistik ordinal digunakan pendekatan *bootstrap aggregating* (*bagging*) [4] [5].

Penelitian yang dilakukan oleh [6] pada klasifikasi berat bayi lahir, menggunakan metode CART dikelompokkan kedalam 9 kelompok dugaan dengan usia kehamilan, umur ibu, jenis kelahiran dan urutan kelahiran sebagai variabel penting dalam penentuan berat bayi lahir pada studi kasus Rumah Sakit Umum Wangaya. Pada penelitian sebelumnya, berkaitan dengan peningkatan klasifikasi dengan metode *bagging* telah dilakukan oleh [7] yang mengaplikasikan metode *bootstrap aggregating* regresi logistik ordinal untuk memperoleh model dan peningkatan ketepatan klasifikasi regresi logistik ordinal pada kasus kanker serviks. Menurut Akbar dalam [8] melakukan perbandingan klasifikasi status gizi balita dengan metode cluster dan WHO-NCHS berdasarkan survei kekurangan energi protein (KEP) di Kabupaten Nganjuk, untuk memperoleh model dan peningkatan klasifikasi dilakukan dengan pendekatan *bagging* regresi logistik ordinal. Menurut Sari dalam [9] menjelaskan bahwa *bagging* regresi logistik ordinal mampu meningkatkan ketepatan klasifikasi sebesar 5,71% pada 501 kali. Hal ini berarti, *bagging* regresi logistik ordinal dapat mengklasifikasikan status gizi balita lebih baik dibandingkan dengan regresi logistik ordinal. Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh [10] menyatakan bahwa ketepatan metode regresi logistik dengan pembobotan sampel pada klasifikasi status angkatan kerja Kabupaten Temanggung 2015 adalah 96,4%.

Berdasarkan latarbelakang tersebut diatas, penelitian ini bertujuan bagaimana meningkatkan klasifikasi regresi logistik ordinal dengan menggunakan *bagging* dan menganalisis faktor – faktor yang memengaruhi berat badan bayi lahir dan mengklasifikasi berat badan bayi lahir dengan menggunakan regresi logistik ordinal serta membandingkan ketepatan hasil klasifikasi regresi logistik ordinal dengan *bagging* regresi logistik ordinal.



II. METODE PENELITIAN

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang berupa rekam medis dari bayi dilahirkan. Adapun variabel penelitian yang digunakan yaitu Berat badan bayi lahir (Y) sebagai variabel respon. Variabel Umur ibu hamil, Usia kehamilan, pendidikan ibu hamil, urutan kehamilan, status gizi ibu, dan kadar hemoglobin. Model regresi yang digunakan adalah model *odds* proporsional pada regresi logistik ordinal. Model logit ini merupakan model yang didapatkan dengan membandingkan peluang kumulatif yaitu peluang kurang dari atau sama dengan kategori respon ke - k pada p variabel prediktor yang dinatakan dalam vektor x , $P(Y \leq k | x)$, dengan peluang yang lebih besar dari kategori respons ke - k , $P(Y > k | x)$ yang didefinisikan sebagai berikut [11] [12] [13] :

$$\begin{aligned} \text{logit } P(Y \leq k | x) &= C_k(x) = \ln \left[\frac{P(Y \leq k | x)}{P(Y > k | x)} \right] \\ &= \ln \left[\frac{\phi_0(x) + \phi_1(x) + \dots + \phi_k(x)}{\phi_{k+1}(x) + \phi_{k+2}(x) + \dots + \phi_K(x)} \right] \\ &= \tau_k + x' \beta \end{aligned} \quad (1)$$

untuk $k = 0, 1, 2, \dots, K - 1$

Pendugaan parameter pada regresi logistik ordinal dilakukan dengan menggunakan metode maksimum likelihood (*method of maximum likelihood*). Bentuk umum dari likelihood untuk sampel dari n amatan yang saling bebas (y_i, x_i) , $i = 1, 2, \dots, n$ adalah sebagai berikut:

$$l(\beta) = \prod_{i=1}^n [\phi_0(x_i)^{z_{0i}} \times \phi_1(x_i)^{z_{1i}} \times \dots \times \phi_K(x_i)^{z_{Ki}}] \quad (2)$$

Metode kemungkinan maksimum memberikan nilai penduga dari vector $\beta'_k = (\beta_{0k}, \beta_{1k}, \dots, \beta_{pk})$ dengan memaksimalkan fungsi kemungkinan bersama pada persamaan (2). Secara matematis lebih mudah menyelesaikan logaritma dari persamaan (2). Logaritma dari fungsi kemungkinan bersamanya dapat ditulis sebagai berikut:

$$L(\beta) = \sum_{i=0}^n z_{oi} \ln [\phi_0(x_i)] + z_{1i} \ln [\phi_1(x_i)] + \dots + z_{Ki} \ln [\phi_{Ki}(x_i)] \quad (3)$$



Prinsip pengujian signifikansi koefisien pada regresi logistik dilakukan secara simultan dan parsial. Statistik uji yang digunakan pada uji parameter secara simultan adalah Uji-G yaitu Uji rasio kecenderungan (*Likelihood Ratio Test*), yaitu:

$$G = -2 \ln \left[\frac{L_0}{L_k} \right] \quad (4)$$

dimana:

L_0 = likelihood tidak mengdanung variabel bebas

L_1 = likelihood mengdanung variabel bebas

Statistik uji G mengikuti sebaran χ^2 dengan derajat bebas (db) = $p((K+1)-2)$. H_0 ditolak jika $G > \chi^2_{(\alpha/2, db)}$ atau p-value $< \alpha$. Pengujian secara parsial terhadap parameter β dilakukan dengan uji *wald* dengan Statistik ujinya adalah:

$$W = \frac{\hat{\beta}_i}{SE(\hat{\beta}_i)} \quad i = 1, 2, \dots, p \quad (5)$$

Statistik uji wald mengikuti sebaran normal baku Z, H_0 akan ditolak jika $W > Z_{(\alpha/2)}$ atau p-value $< \alpha$.

Evaluasi klasifikasi dengan melihat nilai peluang kesalahan klasifikasi dari fungsi klasifikasi. Klasifikasi terbaik berdasarkan nilai kesalahan klasifikasi yang paling kecil dengan pengukuran nilai *apparent error rate* (APER). Perhitungan nilai APER dapat dengan bantuan tabel matriks konfusi (*confusion matrix*). Matriks konfusi merupakan tabel pencatat hasil kerja klasifikasi. Tabel 1 merupakan matriks konfusi yang melakukan klasifikasi biner (dua kelas) yaitu kelas y_1 dan y_1 [11].

Tabel 1. MATRIKS KONFUSI

<i>Hasil observasi</i>	<i>Taksiran</i>	
	y_1	y_2
y_1	n_{11}	n_{12}
y_2	n_{21}	n_{22}

Kesalahan klasifikasi dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$APER = \frac{n_{12} + n_{21}}{n_{11} + n_{12} + n_{21} + n_{22}} \quad (6)$$

Nilai ketepatan klasifikasi dirumuskan dengan $1 - APER$.

Bootstrap Aggregating (*bagging*) merupakan implementasi sederhana dari pembangkitan replikasi quasi *learning sample*. Definisikan peluang dari kasus ke- n dari suatu *learning sample* adalah $p(n) = 1/N$. Kemudian ambil sampel sebanyak N kali dari distribusi

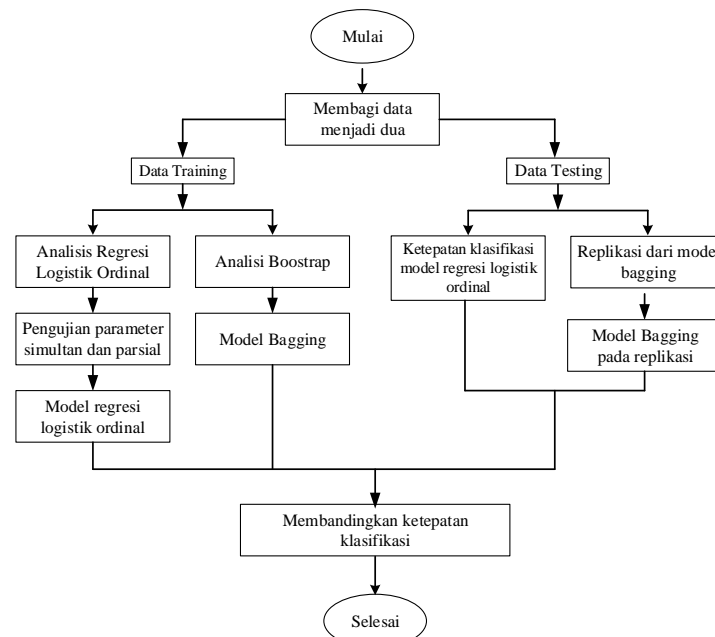


$\{p(n)\}$, sample ini secara ekuivalen merupakan sample dari L dengan pengembalian. Himpunan sampel dari L di sampel kembali menjadi himpunan *learning sample* L' . L' lebih dikenal sebagai sampel *bootstrap* dari L [5]. *Bagging* digunakan pada klasifikasi yang menghasilkan parameter yang tidak stabil yang artinya jika terdapat perubahan kecil dalam data set menyebabkan perubahan yang besar pada signifikan model. Beberapa metode yang tidak stabil adalah *neural networks*, regresi, klasifikasi, dan regresi pohon (*regression tree*).

Adapun langkah-langkah untuk mencapai tujuan penelitian tersebut yaitu:

1. Melakukan Klasifikasi dengan analisis regresi logistik ordinal
 - a. Menduga parameter
 - b. Menentukan ketepatan klasifikasi berdasarkan model yang diperoleh
 - c. Melakukan pengujian parameter secara simultan dengan Uji – G.
 - d. Melakukan pengujian parameter secara parsial dengan menggunakan Uji Wald.
 - e. Interpretasi koefisien model regresi.
2. Melakukan Klasifikasi dengan Bosting Regresi logistik Ordinal
 - a. Melakukan *bagging* untuk prediktor dari model logistik orsinal dengan 50, 60, 70, 80, 100, 150 dan 200 replikasi *bootstrap* sehingga diperoleh kesalahan klasifikasi e_B .
 - b. Menentukan ketepatan klasifikasi hasil setelah dilakukan *bagging*.
3. Membandingkan hasil klasifikasi *bagging* dengan klasifikasi model regresi logistik ordinal dengan menggunakan ketepatan klasifikasi pengukuran nilai *APER*.

Untuk menganalisa data tersebut di atas digunakan alur analisis yang disusun dengan langkah-langkah berbentuk diagram alir seperti Gambar 2.



Gambar 2. ALUR ANALISIS DATA



III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Regresi Logistik Ordinal

Analisis regresi logistik ordinal dilakukan untuk mengetahui faktor – faktor yang mempengaruhi berat badan bayi lahir rendah. Hasil pengelompokan berat badan bayi lahir dari analisis klaster akan dibuat kategori pada variabel respon, yaitu kelompok 1 dengan kode 0, kelompok 2 dengan kode 1 dan kelompok 3 dengan kode 2. Hasil analisis regresi logistik ordinal diperoleh variabel secara parsial signifikan terhadap berat badan bayi lahir. Pengujian analisis secara parsial dengan membandingkan nilai w^2 dengan alpha pada taraf nyata 5%. Berdasarkan hasil analisis ini diperoleh variabel yang signifikan berpengaruh terhadap berat badan bayi lahir antara lain usia kehamilan, umur ibu hamil, pendidikan ibu hamil, dan kadar hemoglobin. Hasil analisis regresi logistik dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. REGRESI LOGISTIK ORDINAL

<i>Variabel</i>		<i>Coef</i>	<i>Wald</i>	<i>Odds</i>	<i>P-Value</i>
Constant (1)		3.324	4.201		0.000*
Constant (2)		2.768	5.327		0.000*
Umur Ibu Hamil	X1	0.189	3.139	0.041	0.000*
Usia Kehamilan	X2	1.248	6.113	0.189	0.002*
Pendidikan Ibu	X3				
- SD		-2.507	-3.044	0.088	0.010*
- SMP		-2.891	-3.242	0.086	0.004*
Kadar haemoglobin	X6				
- Anemia ringan		2.542	2.390	0.234	0.022*

Keterangan: *signifikan pada $\alpha = 0.05$

Pengujian secara simultan untuk model penuh untuk melihat faktor-faktor yang mempengaruhi berat badan lahir rendah menghasilkan nilai statistik $G = 178.94$, $R^2 = 0.9085$, dan nilai $p = 0.000$. Hal ini menunjukkan bahwa model yang diperoleh dapat diterima dan ini berarti minimal ada satu β_i yang tidak sama dengan 0 pada taraf 5%. Pada pengujian secara parsial model regresi logistik ordinal diperoleh empat variabel signifikan berpengaruh. Hal ini ditunjukkan dari nilai uji $|W|$ yang lebih besar dari nilai $z_{\alpha/2}$ (1,96) atau nilai signifikan yang kurang dari $\alpha = 0,05$. Sehingga diperoleh model logit sebagai berikut:

$$\text{Logit 1: } P(Y \leq 1 | x_i) = 3,324 + 0,189 (\text{umur}) + 1,248 (\text{usia}) - 2,507 (\text{Pendidikan_SD}) - 2,891 (\text{Pendidikan_SMP}) + 2,542 (\text{KH_Anemia ringan})$$

$$\text{Logit 2: } P(Y \leq 1 | x_i) = 2,768 + 0,189 (\text{umur}) + 1,248 (\text{usia}) - 2,507 (\text{Pendidikan_SD}) - 2,891 (\text{Pendidikan_SMP}) + 2,542 (\text{KH_Anemia ringan})$$



Klasifikasi berat badan bayi lahir berdasarkan persamaan 1) dan 2) diperoleh ketepatan klasifikasi berdasarkan Tabel 3 berikut:

Tabel 3. KETEPATAN KLASIFIKASI REGRESI LOGISTIK ORDINAL

	<i>Kelas Sebenarnya</i>			<i>Total</i>	
	<i>0</i>	<i>1</i>	<i>2</i>		
Kelas Prediksi	0	8	15	2	25
	1	11	80	20	111
	2	1	25	40	66
Total	20	120	62	202	

Tabel klasifikasi regresi logistik ordinal digunakan untuk mengukur akurasi klasifikasi dimana dapat dihitung nilai 1-APER. Hasil perhitungan menunjukkan bahwa 1-APER klasifikasi Bagging CART bernilai 0,6337 atau dengan kata lain, data sampel yang tepat diklasifikasikan secara keseluruhan sebanyak 63,37% dan kesalahan klasifikasi sebesar 36,63%.

$$1 - APER = \frac{8 + 80 + 40}{202} = 0,6337$$

Fungsi model regresi logistik biner yang diperoleh merupakan model data set tunggal. Parameter yang dihasilkan dari model regresi cenderung tidak stabil. Untuk melihat kestabilan parameter dan memperoleh keakuratan model yang lebih baik maka dilakukan resampling pada data. Resampling pada pengamatan terkelompok yang melibatkan beberapa variabel bebas dilakukan dengan metode bagging yang merupakan pengambilan sampel dengan pengembalian untuk data set yang terdiri dari respon (y) dan variabel bebas (x).

B. Bagging Regresi Logistik Ordinal

Metode bagging regresi logistik digunakan untuk meningkatkan ketepatan klasifikasi dan menstabilkan pendugaan parameter model dari regresi logistik ordinal. Variabel yang digunakan pada model bagging regresi logistik adalah 4 variabel yang berpengaruh terhadap variabel respon yang didapatkan dari hasil model regresi logistik. Sampel bootstrap diambil dari data set sebanyak n data yaitu 202 data kemudian direplikasi bootstrap regresi logistik sebanyak 50, 60, 70, 80, 90, 100, 150 dan 200.

Pada setiap pengambilan sampel akan dibentuk model regresi logistik ordinal sehingga akan diperoleh nilai ketepatan klasifikasi sebanyak B dalam setiap B replikasi bootstrap. Perhitungan ketepatan klasifikasi dilakukan pada setiap iterasi, hasil perhitungan ketepatan kemudian dirata-rata sehingga menghasilkan ketepatan klasifikasi bagging regresi logistik ordinal. Keberhasilan bagging diukur dari seberapa besar bagging dapat menurunkan kesalahan klasifikasi dari model



data set tunggal. Tabel 4. merupakan hasil dari bagging dengan 50, 60, 70, 80, 90, 100, 150 dan 200 replikasi bootstrap.

Tabel 4. KETEPATAN KLASIFIKASI BAGGING REGRESI LOGISTIK ORDINAL

Replikasi bootstrap	Rata – rata Ketepatan klasifikasi (%)	\bar{e}_b (%)	e (%)	Penurunan kesalahan klasifikasi (%)
50	74,27	25,73	36,63	18,121
60	75,31	24,69	36,63	18,512
70	76,67	23,33	36,63	20,237
80	75,36	24,64	36,63	19,111
90	75,42	24,58	36,63	19,211
100	75,41	24,59	36,63	18,467
150	75,36	24,64	36,63	19,264
200	75,42	24,58	36,63	18,449

Pada Tabel 3. memberikan informasi bahwa dengan 70 replikasi bootstrap diperoleh rata-rata ketepatan klasifikasi terbesar yaitu sebesar 76,67%, sehingga dapat disimpulkan bahwa *bagging* variabel bebas terbaik adalah pada replikasi bootstrap sebanyak 70 kali dengan kesalahan klasifikasi sebesar 23,33%. Model *bagging* ini dapat meningkatkan ketepatan klasifikasi dari model *data set* tunggal yaitu sebesar 85,39% menjadi 76,67% atau dengan kata lain *bagging* dapat menurunkan kesalahan klasifikasi sebesar 20,237% dari model *data set* tunggal.

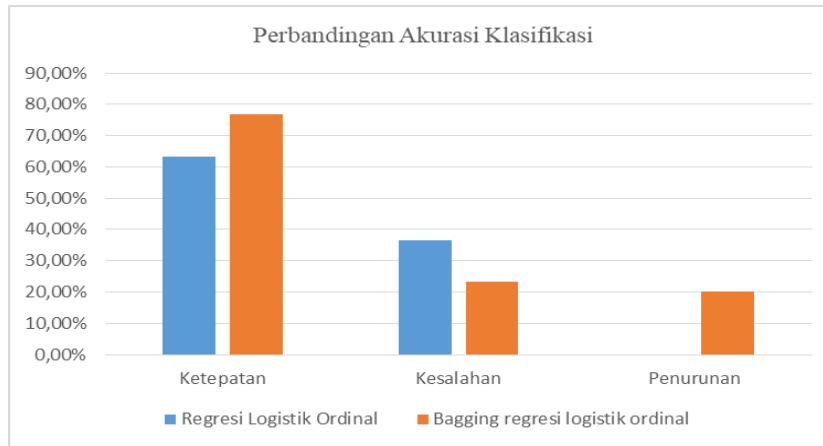
Estimasi parameter model bagging merupakan nilai rata-rata estimasi parameter B kali replikasi bootstrap. Jika dilakukan replikasi 70 kali, maka estimasi parameter model bagging adalah hasil rata-rata estimasi parameter ke-70 model regresi logistik ordinal. Pada 70 kali replikasi bootstrap diperoleh ketepatan klasifikasi terbesar. Fungsi logit yang diperoleh untuk klasifikasi adalah sebagai berikut:

$$\text{Logit 1: } P(Y \leq 1 | x_i) = 3,531 + 2,213 (\text{umur}) + 2,423 (\text{usia}) - 2,722 (\text{Pendidikan_SD}) - 2,910 (\text{Pendidikan_SMP}) + 2,431 (\text{KH_Anemia ringan}) \quad (3)$$

$$\text{Logit 2: } P(Y \leq 1 | x_i) = 2,942 + 2,213 (\text{umur}) + 2,423 (\text{usia}) - 2,722 (\text{Pendidikan_SD}) - 2,910 (\text{Pendidikan_SMP}) + 2,431 (\text{KH_Anemia ringan}) \quad (5)$$

C. Perbandingan Hasil Klasifikasi

Hasil klasifikasi model regresi logistik ordinal pada data *set* tunggal diperoleh empat factor yang memengaruhi berat badan bayi lahir berupa hasil klaster yaitu usia kehamilan, umur ibu hamil, pendidikan ibu hamil, dan kadar hemoglobin. Hasil klasifikasi regresi logistik ordinal dengan bagging regresi logistik ordinal dapat dilihat pada Gambar 3 dan Tabel 5.



Gambar 3. PERBANDINGAN AKURASI KLASIFIKASI

Tabel 5. HASIL PERBANDINGAN AKURASI KLASIFIKASI

Hasil	Klasifikasi	
	Regresi Logistik Ordinal	Bagging regresi logistik ordinal
Ketepatan	63,37%	76,67%
Kesalahan	36,63%	23,33%
Penurunan		20,237%

Berdasarkan Tabel 5. akurasi klasifikasi dengan bagging regresi logistik ordinal diperoleh parameter yang stabil dengan replikasi bootstrap 70 kali, yaitu 76,67% yang lebih baik jika dibandingkan dengan regresi logistik ordinal.

IV. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan dapat diambil kesimpulan, yaitu: 1). Klasifikasi dengan bagging regresi logistik ordinal mampu menurunkan kesalahan klasifikasi dari 36,63% menjadi 20,237% atau mampu meningkatkan ketepatan klasifikasi dari 63,37% menjadi 76,67%. 2). Faktor – faktor yang memengaruhi berat badan bayi lahir yaitu usia kehamilan, umur ibu hamil, pendidikan ibu hamil, dan kadar hemoglobin, dan 3). Akurasi klasifikasi bagging regresi logistik ordinal lebih tinggi dari pada regresi logistik ordinal biasa, sehingga dapat dikatakan bagging regresi logistik mampu meningkatkan klasifikasi pada saat terjadinya perubahan data set.

Saran yang dapat diberikan dalam penelitian ini adalah dengan menambahkan variabel bebas lain untuk mendapatkan hasil klasifikasi yang lebih baik, dan penelitian yang menggunakan metode bagging, dapat dilakukan replikasi bootstrap yang lebih banyak untuk memperoleh peningkatan kasifikasi yang semakin baik dan dapat digunakan metode lain untuk masalah pengklasifikasian.



UCAPAN TERIMAKASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Kemenristekdikti yang telah memberi dukungan finansial terhadap penelitian ini, sehingga peneliti dapat menyelesaikan penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. Kesehatan, "Profil kesehatan," *Profil Kesehat. Kab. Karangasem*, pp. 38–74, 2016.
- [2] T. Hollingworth, *Differential Diagnosis in Obstetrics and Gynecology*. Great Britain: Edward Arnold, 2008.
- [3] I. A. Adjei and R. Karim, "An Application of Bootstrapping in Logistic Regression Model," *OALib*, vol. 03, no. 09, pp. 1–9, 2016.
- [4] C. D. Sutton, "Classification and Regression Trees, Bagging, and Boosting," in *Handbook of Statistics*, vol. 24, no. 04, 2005, pp. 303–329.
- [5] L. Breiman, "Bagging predictors," in *Machine Learning*, vol. 24, no. 2, Boston: Kluwer Academic Publishers, 1996, pp. 123–140.
- [6] I. K. P. Suniantara, "Penerapan Metode Regresi Berstruktur Pohon Dalam Memprediksi Berat Badan Bayi Lahir, Studi Kasus: Rumah Sakit Umum Daerah Wangaya," Jurusan Matematika, Universitas Udayana, 2008.
- [7] I. Fitrah, S. AF, and T. LP, "Metode Bootstrap Aggregating Regresi Logistik untuk Peningkatan Ketepatan Klasifikasi Regresi Logistik Ordinal (Studi Kasus : Stadium Kanker Serviks di RS. Wahidin Sudirohusodo, 2010)," *J. Stat. UNHAS*, vol. 0, no. 0, pp. 1–9, 2015.
- [8] M. S. Akbar, A. Mukarromah, and L. Paramita, "Klasifikasi Status Gizi Balita Dengan Bagging Regresi Logistik Ordinal (Studi Kasus: Survey Kekurangan Energi Protein Kabupaten Nganjuk)," *Media Stat.*, vol. 3, no. 2, pp. 103–114, 2010.
- [9] P. P. Sari, M. Susilawati, and I. G. A. M. Srinadi, "Bootstrap Aggregating (Bagging) Regresi Logistik Ordinal Untuk Mengklasifikasikan Status Gizi Balita," vol. 5, no. 3, pp. 103–110, 2016.
- [10] P. Juwita, Sugiman, and P. Hendikawati, "Ketepatan Klasifikasi Metode Regresi Logistik dan CHAID dengan Pembobotan Sampel," in *PRISMA, Prosiding Seminar Nasional Matematika*, 2018, vol. 1, no. 1, pp. 684–695.
- [11] J. Friedman, T. Hasti, and R. Tibshirani, "Additive Logistic Regression: A Statistical View Of Boosting," *Ann. Stat.*, vol. 28, no. 2, pp. 337–407, 2000.
- [12] D. W. Hosmer and S. Lemeshow, *Applied Logistic Regression*. New York: John Wiley & Sons, Inc, 2000.
- [13] R. A. Johnson and D. . Winchern, *Applied Multivariate Statistical Analysis*. USA: Prentice Hall. Inc, 2007.