

## Analisis Regresi untuk Memodelkan Berat Bayi Lahir Berdasarkan Data Ultrasonografi (Studi Kasus: Puskesmas Air Manjuto)

Ledy Elsera Astrianty

Informatika, Universitas Teknologi Yogyakarta  
e-mail: ledyelsera@gmail.com

### Abstrak

Pemodelan untuk estimasi Berat Bayi Lahir (BBL) di setiap populasi memiliki perbedaan. Karena sebuah model yang telah ada tidak valid untuk digunakan ke semua populasi. Akurasi saat estimasi BBL penting dalam kehamilan, karena ukuran janin terlalu besar atau terlalu kecil (tidak normal) bisa menjadi salah satu faktor komplikasi obstetri. Sehingga, perlu adanya pengembangan dan pembaruan untuk mendapatkan validitas model yang sesuai dengan populasi tertentu. Adapun pengukuran yang digunakan berdasarkan pengukuran USG, karena mencakup berbagai dimensi linear maupun planar. Biometri janin dari sebagian penelitian di dunia terkait model estimasi BBL yang digunakan adalah Biparietal Diameter (BPD), Head Circumferencial (HC), Abdominal Circumferencial (AC), dan Femur Length (FL). Analisis regresi yang digunakan adalah regresi dengan lebih dari satu variable bebas (berganda), yaitu regresi linear berganda, polynomial, dan logaritmik. Berdasarkan model yang dihasilkan diperoleh model terpilih dari regresi polynomial dengan formula:  $EBL = -6,455e + 06 - 1,915e + 05 AC + 7,926e + 05 HC + 4,335e + 04 ACBPD + 3,880e + 05 FL^2 - 4,316e + 04 BPDHC - 1,704e + 05 FLHC - 1,244e + 04 ACFL^2 - 1,381e + 03 ACBPDHC + 5,467e + 03 ACFLHC - 4,057e + 02 ACHC^2 + 1,376e + 03 BPDHC^2$  ( $r^2 = 0,7; n = 53; p - value = 5,859e - 08$ )

**Kata Kunci:** Analisis Regresi, Estimasi Berat Lahir Bayi, Biometri Janin, USG

### Abstract

Modeling for estimation of Birth Weight (BBL) in each population has differences. Because an existing model is not valid for use in all people. Accuracy when estimating BBL is important in pregnancy because the size of the fetus is too large or too small (abnormal) can be one of the factors of obstetric complications. Thus, it is necessary to develop and update to obtain the validity of a suitable model for a particular population. The measurements used are based on ultrasound because they cover various linear and planar dimensions. Fetal biometry from several studies in the world related to the BBL estimation model used is Biparietal Diameter (BPD), Head Circumferencial (HC), Abdominal Circumferencial (AC), and Femur Length (FL). Regression analysis is a regression with more than one independent variable (multiple), namely multiple linear regression, polynomial, and logarithmic. Based on the resulting model, the selected model is obtained from polynomial regression with the formula :  $EBL = -6,455e + 06 - 1,915e + 05 AC + 7,926e + 05 HC + 4,335e + 04 ACBPD + 3,880e + 05 FL^2 - 4,316e + 04 BPDHC - 1,704e + 05 FLHC - 1,244e + 04 ACFL^2 - 1,381e + 03 ACBPDHC + 5,467e + 03 ACFLHC - 4,057e + 02 ACHC^2 + 1,376e + 03 BPDHC^2$  ( $r^2 = 0,7; n = 53; p - value = 5,859e - 08$ ).

**Keywords :** Regression Analysis, Infant Birth Weight Estimation, Fetal Biometry, Ultrasound

### PENDAHULUAN

Estimasi berat janin dan biometri janin adalah tindakan komplementer yang digunakan untuk memfilter gangguan pertumbuhan janin (Stirnemann et al., 2017). Berat Bayi Lahir (BBL) merupakan indikator penting dalam memprediksi kondisi neonatal dan estimasi BBL dapat membantu dalam menentukan penanganan di bidang obstetri

(Mawengkang, 2013), di mana berat bayi lahir tersebut ditimbang 1 jam setelah lahir untuk mengetahui apakah berat bayi lahir normal atau rendah (kurang dari 2500 gram) (Yasin & Ispriyansti, 2017). Ketepatan estimasi BBL tersebut penting pada masa kehamilan dan awal persalinan (Nindrea, 2017), karena ukuran janin (terlalu rendah dan besar) adalah salah satu penyebab penghambat dari persalinan sebagai komplikasi obstetri, jika tidak segera ditangani akan meningkatkan angka kematian ibu dan neonatal, serta morbiditas (Mardeyanti et al., 2013; Nindrea, 2017).

Metode yang sering digunakan untuk estimasi BBL ada 2 yaitu berdasarkan Tinggi Fundus Uteri (TFU) dan pemeriksaan Ultrasonografi (USG) (Yanti & Sutiningsih, 2016; Njoku et al., 2014). Biometri fetus dari USG diasumsikan sebagai metode yang lebih akurat dalam estimasi BBL karena mencakup berbagai dimensi linear maupun planar dari fetus, menghasilkan sebuah informasi parametrik yang cukup untuk merekonstruksikan sebuah algoritma 3 dimensi volume janin dari berbagai ketebalan jaringan yang tampak (Mawengkang, 2013). Sehingga terdapat beberapa upaya yang telah dilakukan untuk mendapatkan algoritma biometrik terbaik dalam estimasi BBL berdasarkan data USG (Mawengkang, 2013). Penerapan formula estimasi berat lahir bayi di masing-masing populasi tentunya berbeda, karena sebuah formula yang sudah ada tidak bisa diterapkan (tidak valid) ke semua populasi. Sehingga, formula untuk estimasi berat lahir sangat penting untuk diperbaharui dan dikembangkan lebih lanjut agar mendapatkan validitas formula yang tepat sesuai dengan populasi tertentu (Kumarasiri et al., 2013).

Berdasarkan beberapa penelitian terdahulu terdapat fokus pembahasan yang sama dan berbeda mengenai estimasi BBL dengan populasi masing-masing. Biometri janin (parameter) yang digunakan (Hammami et al., 2018; Hiwale et al., 2019; Mawengkang, 2013) antara lain, Biparietal Diameter (BPD), Head Circumferencial (HC), Femur Length (FL), dan Abdominal Circumferencial (AC). Berbeda dengan (Astrianty et al., 2019; Kalantari et al., 2013) yang tidak menggunakan HC, tetapi (Kalantari et al., 2013) menambahkan parameter Soft Tissue Thickness (STT). Kemudian model regresi terpilih pada (Astrianty et al., 2019; Mawengkang, 2013) adalah regresi linear berganda dengan populasi yang berbeda yaitu Sleman, Indonesia (Astrianty et al., 2019) sedangkan (Mawengkang, 2013) Manado, Indonesia. Selanjutnya (Kalantari et al., 2013) menggunakan regresi log linear, (Hammami et al., 2018) regresi polynomial dengan populasi United Kingdom (UK), dan (Hiwale et al., 2019) menggunakan regresi logaritmik (Multiple Stepwise regression (MSR) dan lasso regression).

Kesimpulan yang dihasilkan oleh (Astrianty et al., 2019) adalah parameter AC secara signifikan berkorelasi dengan berat lahir ( $r = 0,854$ ;  $p\text{-value} = 0,001$ ) dan FL ( $r = 0,592$ ;  $p\text{-value} = 0,055$ ). Dengan memperoleh model regresi berganda dengan formula: Estimasi BBL =  $-4036,16 + 140,4 AC + 353,37 FL$  ( $r = 0,85$ ;  $n = 11$ ;  $p\text{-value} = 0,002$ ). Sedangkan formula yang diperoleh (Mawengkang, 2013) adalah  $TBBL = -9482,38 + 35,06 BPD + 12,88 AC + 72,24 FL$ , namun berat hasil perhitungan dari formula yang dihasilkan tersebut belum dikonfirmasi dengan berat lahir aktual. Selanjutnya model dari populasi Iran yang dilakukan oleh (Kalantari et al., 2013) menghasilkan formula:  $\log(BW) = 2,461 + 0,003 BPD + 0,001 AC + 0,007 STT + 0,005 FL$ ; AC ( $r = 0,67$ ;  $p < 0,001$ ), STT ( $r = 0,5$ ;  $p < 0,001$ ), BPD ( $r = 0,59$ ;  $p < 0,001$ ), FL ( $r = 0,66$ ;  $p < 0,001$ ). Berbeda dengan model di populasi India dalam penelitian (Hiwale et al., 2019) menyimpulkan dua model terbaik yaitu,  $\log_{10}(EFW) = 2,7843700 + 0,0004197 HCAC + 0,0008545 ACFL$  dan  $\log_{10}(EFW) = 2,3870211110 + 0,0074323216 HC + 0,0186555940 AC + 0,0013463735 BPDFL + 0,0004519715 HCFL$ . Kedua model tersebut memiliki kesalahan sistematik yang sangat rendah, masing-masing  $0,01\%$  ( $\pm 7,74\%$ ) dan  $-0,03\%$  ( $\pm 7,70\%$ ). Terakhir, kesimpulan berdasarkan (Hammami et al., 2018) terkait model yang paling akurat yaitu jika rumus mencakup lebih dari tiga parameter biometrik.

**METODE PENELITIAN**

**Objek Penelitian**

Data pada penelitian ini diperoleh dari ibu yang melahirkan atau periksa kehamilan di Puskesmas Air Manjuto Mukomuko, Bengkulu. Data yang diambil adalah data hasil pengukuran USG dan rekam medisnya pada bulan Mei 2019 sampai bulan September 2019. Adapun kriteria inklusi objek penelitian sebagai berikut:

- a. Ibu yang melakukan pemeriksaan rutin selama masa kehamilan atau melahirkan di Puskesmas Air Manjuto
- b. Mayoritas suku adalah Suku Melayu
- c. Data pengukuran USG minimal pada 37 minggu usia kehamilan
- d. Ibu hamil dan melahirkan dengan kondisi sehat tanpa penyakit penyerta
- e. Bayi lahir tunggal dan tanpa kelainan bawaan

Sedangkan kriteria eksklusi adalah bayi lahir dengan berat tidak normal (kurang dari 2500 gram atau lebih dari 4000 gram). Sampel data tersebut diambil dengan Teknik Purposive Sampling yaitu dengan menetapkan ciri-ciri khusus yang mengacu pada kriteria inklusi dan eksklusi. Pada penelitian ini telah terkumpul sebanyak 53 data yang diolah dan dianalisis menggunakan Bahasa Pemrograman R.

**Analisis Data**

Setelah pengumpulan dan pengolahan data, dilanjutkan dengan proses analisis data dengan menggunakan software statistik R, tahap analisis data untuk memodelkan estimasi BBL adalah sebagai berikut:

- a. **Analisis data univariat**, digunakan untuk memperoleh gambaran distribusi dari masing-masing variabel tidak bebas dan bebas, melihat mean, median, modus, nilai variasi, dan melihat kenormalan dari setiap variabel bebas.
- b. **Analisis data bivariat**, digunakan untuk mengetahui korelasi atau hubungan antar dua variabel yaitu variabel tidak bebas dengan setiap variabel tidak bebas. Analisis korelasi yang dilakukan dengan metode korelasi Pearson. Persamaan (1) memperlihatkan rumus korelasi Pearson (Bimo, 2010).

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n xy - \frac{(\sum_{i=1}^n x)(\sum_{i=1}^n y)}{n}}{\sqrt{\left(\sum_{i=1}^n x^2 - \frac{(\sum_{i=1}^n x)^2}{n}\right)\left(\sum_{i=1}^n y^2 - \frac{(\sum_{i=1}^n y)^2}{n}\right)}} \dots\dots\dots (1)$$

Keterangan:

- r = nilai korelasi
- xi = observasi variabel x ke-i
- yi = observasi variabel y ke-i

Kekuatan hubungan korelasi menurut Sarwono adalah (Bimo, 2010)  $|r|=0$ , maka tidak ada korelasi;  $0,00 > |r| \leq 0,25$ , maka korelasi sangat lemah;  $0,25 > |r| \leq 0,50$ , maka korelasi cukup;  $0,50 > |r| \leq 0,75$ , maka korelasi kuat;  $0,75 > |r| \leq 0,99$ , maka korelasi sangat kuat, dan  $|r|=1$ , maka korelasi sempurna.

c. **Regresi Linear Berganda**

Selanjutnya dilakukan analisis regresi berganda dengan syarat uji asumsi yaitu data harus mengikuti sebaran normal, tidak ada multikolinearitas, tidak ada autokorelasi pada data, dan data bersifat homoskedastik. Analisa regresi berganda adalah bentuk regresi dengan model yang memiliki hubungan antara satu variabel yang akan diestimasi dengan dua atau lebih variabel bebas (Yulianto, 2012). Bentuk umum model regresi linear berganda dengan p variabel bebas terlihat seperti pada persamaan (2) (Yulianto, 2012).

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \dots + \beta_p X_{ip} + \epsilon_i \dots\dots\dots (2)$$

Keterangan:

$Y_i$  adalah variabel respon / variabel tidak bebas ke -i  
 $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p$  adalah parameter  
 $X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{ip}$  adalah variabel bebas

$$\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$$

d. Regresi Logaritmik (Logarithmic Regression)

Bentuk umum model regresi logaritmik adalah sebagai berikut (Benoit, 2011):

1) Model linear log terlihat pada persamaan (3) berikut,

$$Y_i = \alpha + \beta [\log X]_i + \varepsilon_i \dots \dots \dots (3)$$

Keterangan:

$Y_i$  = variabel respon / variabel tidak bebas ke -i

$\beta$  adalah parameter

$X$  adalah variabel bebas

$\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$ .

2) Adapun yang terlihat pada persamaan (4) adalah model log linear,

$$[\log Y]_i = \alpha + \beta X_i + \varepsilon_i \dots \dots \dots (4)$$

Keterangan:

$Y_i$  = variabel respon / variabel tidak bebas ke -i

$\beta$  adalah parameter

$X$  adalah variabel bebas

$\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$ .

3) Persamaan (5) merupakan bentuk umum dari model log log,

$$\log Y_i = \alpha + \beta [\log X]_i + \varepsilon_i \dots \dots \dots (5)$$

Keterangan:

$Y_i$  = variabel respon / variabel tidak bebas ke -i

$\beta$  adalah parameter

$X$  adalah variabel bebas

$\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$ .

e. Regresi Polinomial

Regresi Polinomial (Que, n.d.) adalah bentuk regresi yang mendekati sekumpulan titik data. Bentuk umum model regresi polynomial terlihat pada persamaan (6) seperti berikut:

$$Y_i = c_0 + c_1 x_i + c_2 x_i^2 + \dots + c_n x_i^n \dots \dots \dots (6)$$

Keterangan:

$Y_i$  = variabel respon / variabel tidak bebas ke -i

$c$  adalah koefisien

$x$  adalah variabel bebas

$n$  adalah derajat polynomial.

f. Analisis Tiga Sampel

Analisis tiga sampel dalam penelitian ini menggunakan uji analysis of variance (ANOVA) untuk memberikan konfirmasi berat lahir dari model yang dipilih dengan berat lahir aktual dan berat lahir dari estimasi pengukuran USG. ANOVA (Kurniawan & Yuniarto, 2016) digunakan untuk menganalisis dua atau lebih persamaan regresi yang mengandung variabel kualitatif. Adapun uji ANOVA yang digunakan pada penelitian ini adalah ANOVA satu arah, yaitu membagi subjek penelitian menjadi  $n$  kelompok independen. Jika menggunakan ANOVA nilai  $p$ -value yang dihasilkan adalah lebih besar dari 0,05 maka analisis tiga sampel ini tidak perlu dilanjutkan dengan melakukan analisis dua sampel. Namun, jika nilai  $p$ -value yang dihasilkan menunjukkan nilai yang lebih kecil dari 0,05, maka perlu dilanjutkan dengan melakukan analisis dua sampel.

g. Analisis Dua Sampel

Analisis dua sampel dilakukan untuk mengetahui apakah mean sampel dua populasi normal berbeda atau tidak. Pada penelitian ini digunakan uji cross-variance (Fajriyah, 2014, 2016; Fajriyah & Rosadi, 2017), dalam menguji rata-rata estimasi berat lahir bayi dengan berat lahir bayi aktual. Sebelum dilakukan pengujian, terlebih dahulu harus

diketahui apakah variannya homogen (equal variance) atau berbeda (heterogen variance) dengan menggunakan uji F.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

Berat lahir aktual (AFW), beserta parameter pengukuran USG yaitu AC, BPD, HC, dan FL dianalisis untuk mendapatkan model estimasi berat lahir. Kemudian setelah mendapatkan model estimasi berat lahir terpilih maka diperoleh estimasi berat lahir dengan model terpilih tersebut. Sehingga data yang selanjutnya dianalisis adalah berat lahir aktual, berat lahir estimasi dari USG, dan berat lahir estimasi dari model terpilih untuk menguji rata-rata atau memperoleh konfirmasi dari berat lahir aktual dengan estimasi berat lahir hasil dari model yang terpilih.

### Analisis Data Univariat

Memperlihatkan ringkasan atau deskripsi masing-masing variable seperti yang terlihat pada Tabel 1.

**Tabel 1. Analisis Data Univariat**

Variabel	Mean	SD	Median	Min	Max
EFW	2652,83	178,24	2600	2400	3200
AC	31,83	1,01	31,5	30,5	34,2
BPD	9,08	0,14	9,1	8,72	9,2
FL	7,13	0,12	7,1	6,85	7,6
HC	32,43	0,75	32,5	30,79	34,1
AFW	3042,45	312,46	3000	2500	3800

Hasil analisis didapatkan rata-rata EFW (estimasi berat janin) adalah  $2652,83 \pm 178,24$  gram. Estimasi berat janin mempunyai rentang 2400 s.d 3200 gram. Hasil analisis untuk AC diperoleh rata-rata  $31,83 \pm 1,01$  cm, dengan rentang 30,5 s.d 34,2 cm. Selanjutnya untuk BPD didapatkan rata-rata  $9,08 \pm 0,14$  cm, dengan rentang 8,72 s.d 9,2 cm. Kemudian FL diperoleh rata-rata  $7,13 \pm 0,12$  cm, dengan rentang 6,85 s.d 7,6 cm. Hasil analisis dari HC diperoleh rata-rata  $32,43 \pm 0,75$  cm, dengan rentang 30,79 s.d 34,1 cm. Serta hasil analisis dari AFW (berat aktual) didapatkan rata-rata  $3042,45 \pm 312,46$  gram, dengan rentang 2500 s.d 3800 gram.

### Analisis Data Bivariat

Memperlihatkan hubungan antar variabel dengan metode Korelasi Pearson yang dapat dilihat pada Tabel 2.

**Tabel 2. Uji Korelasi Data**

No	Korelasi	$t_{hitung}$	Nilai r	p value
1.	afw dan ac	1,4413	0,19	0,15
2.	afw dan fl	2,6026	0,342	0,012
3.	afw dan bpd	5,133	0,584	4,493e-06
4.	afw dan hc	2,044	0,275	0,046

### Analisis:

#### 1. Hipotesis

H0:  $rx_y = 0$  (tidak terdapat korelasi antara variabel x dan y)

H1:  $rx_y \neq 0$  (terdapat korelasi antara variabel x dan y)

#### 2. Nilai $\alpha = 0,05$

#### 3. Daerah Kritik

Jika nilai p-value  $\leq \alpha$ , maka H0 ditolak

Jika nilai p-value  $> \alpha$ , maka H0 diterima

#### 4. Keputusan

Mengacu pada Tabel 4.5 nilai p-value dari variabel afw dengan ac lebih besar dari 0,05, maka H0 diterima, sedangkan nilai p-value dari variabel afw dengan bpd, afw dengan fl, dan afw dengan hc lebih kecil dari 0,05, maka H0 ditolak.

#### 5. Kesimpulan

Berdasarkan tingkat kepercayaan 95% dapat disimpulkan bahwa variabel afw dengan ac tidak terdapat korelasi atau korelasi sangat lemah ( $r = 0,19$ ), variabel afw dengan fl terdapat korelasi yang cukup ( $r = 0,342$ ), variabel afw dengan bpd terdapat korelasi yang kuat ( $r = 0,584$ ), dan variabel afw dengan hc terdapat korelasi yang cukup ( $r = 0,275$ ).

### Analisis Regresi Berganda

Hasil dari pengolahan pemilihan model regresi terbaik dengan beberapa metode adalah sebagai berikut:

#### 1. Regresi Linear Berganda (model 1)

Model terbaik yang dihasilkan berdasarkan output pemilihan model regresi terbaik dengan metode regresi linear berganda adalah model dengan variabel yaitu ac, bpd, fl, dan hc terhadap variabel afw.

#### 2. Regresi Polinomial (model 2)

Berdasarkan metode regresi polinomial diperoleh model terbaik yaitu model dengan variabel ac, hc, acbpd, fl2, bpdhc, flhc, acfl2, acbpdhc, acflhc, achc2, dan bpdhc2 terhadap variabel afw.

#### 3. Regresi Logaritmik Model Linear Log (model 3)

Hasil output pemilihan model terbaik dengan model linear log adalah variabel  $\log(ac)$ ,  $\log(bpd)$ ,  $\log(hc)$ , dan  $\log(fl)$  terhadap variabel afw.

#### 4. Regresi Logaritmik Model Log Linear (model 4)

Adapun hasil pemilihan model regresi terbaik dengan model log linier adalah variabel ac, bpd, hc, dan fl terhadap variabel  $\log(afw)$ .

#### 5. Regresi Logaritmik Model Log Log (model 5)

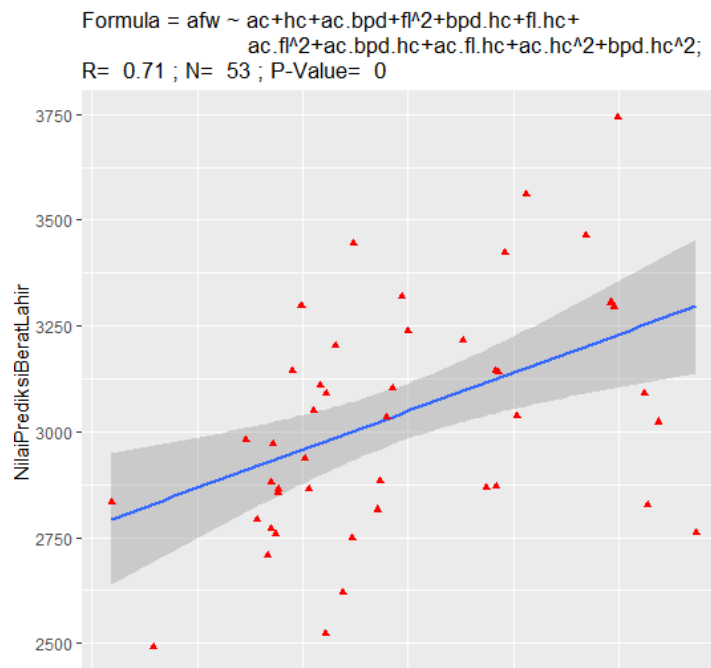
Kemudian hasil pemilihan model regresi terbaik dengan model log log adalah variabel  $\log(ac)$ ,  $\log(bpd)$ ,  $\log(hc)$ , dan  $\log(fl)$  terhadap variabel  $\log(afw)$ .

Pemilihan model dilihat dari nilai korelasi model yang paling besar dengan nilai AIC yang paling kecil. Sehingga diperoleh model regresi yang optimal untuk mengestimasi BBL seperti yang diperlihatkan pada Tabel 3.

**Tabel 3. Kriteria Pemilihan Model**

Kriteria	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4	Model 5	
Nilai	AIC	737	718,6	737,2	-115,9	-115,8
	R <sup>2</sup>	0,47	0,7	0,46	0,48	0,48

Berdasarkan Tabel 3. model regresi yang terpilih adalah model 2 (regresi polinomial) yaitu model dengan variabel ac, hc, acbpd, fl2, bpdhc, flhc, acfl2, acbpdhc, acflhc, achc2, dan bpdhc2 terhadap variabel afw. Model tersebut memiliki nilai korelasi model sebesar 0,7 dengan nilai AIC sebesar 718,6. Kemudian hasil visualisasi model regresi terpilih seperti yang terlihat pada Gambar 1.



**Gambar 1. Grafik Model Regresi Terpilih**

Kemudian model terpilih dilakukan uji simultan dan parsial. Hasil uji simultan menunjukkan bahwa variabel *ac*, *hc*, *acbpd*, *fl<sup>2</sup>*, *bpdhc*, *flhc*, *acfl<sup>2</sup>*, *acbpdhc*, *acflhc*, *achc<sup>2</sup>*, dan *bpdhc<sup>2</sup>* mempunyai pengaruh terhadap variabel *afw* sebesar 71% dengan nilai *p-value* sebesar 5,859e-08. Sedangkan hasil uji parsial seperti yang terlihat pada Tabel 4. bahwa semua variabel pada model memiliki nilai *p-value* kurang dari 0,05. Hal tersebut berarti setiap variabel pada model tersebut yaitu *ac*, *hc*, *acbpd*, *fl<sup>2</sup>*, *bpdhc*, *flhc*, *acfl<sup>2</sup>*, *acbpdhc*, *acflhc*, *achc<sup>2</sup>*, dan *bpdhc<sup>2</sup>* memiliki pengaruh secara individual terhadap variabel *afw*.

**Tabel 4. Hasil Uji Parsial**

No	Coefficients	Estimate	t value	P Value
1.	intercept	-6,455e+06	-4,450	6,45e-05
2.	Ac	-1,915e+05	-4,406	7,40e-05
3.	Hc	7,926e+05	4,490	5,69e-05
4.	acbpd	4,335e+04	4,415	7,20e-05
5.	fl <sup>2</sup>	3,880e+05	4,485	5,77e-05
6.	bpdhc	-4,316e+04	-4,559	4,58e-05
7.	flhc	-1,704e+05	-4,486	5,75e-05
8.	acfl <sup>2</sup>	-1,244e+04	-4,504	5,43e-05
9.	acbpdhc	-1,381e+03	-4,390	7,79e-05
10.	acflhc	5,467e+03	4,507	5,39e-05
11.	achc <sup>2</sup>	-4,057e+02	-4,581	4,27e-05
12.	bpdhc <sup>2</sup>	1,376e+03	4,541	4,85e-05

Selanjutnya dilakukan analisis tiga sampel untuk melakukan konfirmasi dari hasil berat estimasi dari pemodelan terpilih (hasil prediksi model) yang diberi label Y3 dengan estimasi pemodelan lain (pengukuran USG) dengan label Y2 dan berat yang sebenarnya (aktual) diberi label Y1. Analisis tiga sampel dilakukan dengan uji anova antara Y1, Y2, dan Y3 dengan nilai *p-value* sebesar 6,9e-15 (< 0,05). Berarti terdapat perbedaan rata-rata nilai Y1, Y2, dan Y3. Adapun hasil analisis tiga sampel dengan nilai *p-value* kurang dari 0,05 maka akan dilakukan analisis lanjutan yaitu analisis dua sampel untuk memperoleh konfirmasi antar dua sampel (populasi). Hasil analisis dua sampel yaitu nilai *p-value* sebesar

1 ( $> 0,05$ ) maka dapat disimpulkan bahwa rata-rata nilai berat aktual dan berat model adalah sama. Kemudian konfirmasi berat model dengan berat USG menghasilkan nilai p-value sebesar  $4,495e-14$  ( $<0,05$ ), berarti terdapat perbedaan rata-rata nilai berat model dengan berat USG.

## SIMPULAN

Berdasarkan analisis data yang telah dilakukan dapat disimpulkan bahwa, model yang diperoleh untuk estimasi BBL adalah,

$$\begin{aligned} EBL = & -6,455e + 06 - 1,915e + 05 AC + 7,926e + 05 HC + 4,335e + 04 ACBPD + 3,880e \\ & + 05 FL^2 - 4,316e + 04 BPDHC - 1,704e + 05 FLHC - 1,244e + 04 ACFL^2 \\ & - 1,381e + 03 ACBPDHC + 5,467e + 03 ACFLHC - 4,057e + 02 ACHC^2 \\ & + 1,376e + 03 BPDHC^2 (r^2 = 0,7; n = 53; p - value = 5,859e - 08) \end{aligned}$$

Keterangan:

EBL = estimasi berat lahir

ac = abdominal circumferencial

bpd = biparietal diameter

fl = femur lenght

hc = head circumferencial

r<sup>2</sup>= nilai kuadrat korelasi model regresi

n = jumlah sampel

p-value = nilai signifikansi model

## DAFTAR PUSTAKA

- Astrianty, L. E., Muhimmah, I., Fitriyati, Y., & Fajriyah, R. (2019). Implementasi Model Regresi untuk Estimasi Berat Lahir Bayi Berdasarkan Pengukuran Ultrasonografi (USG). Seminar Nasional Informatika Medis (SNIMed) 2019, 45–51.
- Benoit, K. (2011). Linear Regression Models with Logarithmic Transformations. <https://kenbenoit.net/assets/courses/ME104/logmodels2.pdf>
- Bimo, S. (2010). Korelasi Pearson. <http://www.statistikolahdata.com/2010/11/korelasi-pearson.html>
- Fajriyah, R. (2014). Microarray data analysis: background correction and differentially expressed genes. Graz University of Technology.
- Fajriyah, R. (2016). Introducing a Cross-Variance Concept and Its Application. Universitas Islam Indonesia.
- Fajriyah, R., & Rosadi, D. (2017). Tscvh R package: Computational of the two samples test on microarray-sequencing data. Journal of Physics: Conference Series, 943. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/943/1/012042>
- Hammami, A., Mazer Zumaeta, A., Syngelaki, A., Akolekar, R., & Nicolaides, K. H. (2018). Ultrasonographic estimation of fetal weight: development of new model and assessment of performance of previous models. Ultrasound in Obstetrics and Gynecology, 52(1), 35–43. <https://doi.org/10.1002/uog.19066>
- Hiwale, S., Misra, H., & Ulman, S. (2019). Fetal weight estimation by ultrasound: development of Indian population-based models. Ultrasonography, 38(1), 50–57. <https://doi.org/10.14366/usg.18004>
- Kalantari, M., Negahdari, A., Roknsharifi, S., & Qorbani, M. (2013). A new formula for estimating fetal weight: The impression of biparietal diameter, abdominal circumference, mid-thigh soft tissue thickness and femoral length on birth weight. Iranian Journal of Reproductive Medicine, 11(11), 933–938.
- Kumarasiri, S., Wanigasekara, R., Wahalawatta, L., Jayasinghe, L., Padeniya, T., & Dias, T. (2013). Accuracy of ultrasound estimated fetal weight formulae to predict actual birthweight after 34 weeks: prospective validation study. The Ceylon Medical Journal, 58(3), 116–121. <https://doi.org/10.4038/cmj.v58i3.6104>
- Kurniawan, R., & Yuniarto, B. (2016). Analisis Regresi Dasar dan Penerapannya dengan R (Pertama). Kencana.



- Mardeyanti, Djulaeha, E., & Fatimah. (2013). Ketepatan taksiran berat badan janin dibandingkan dengan berat badan bayi baru lahir. *Kebidanan*, 1(1), 12–17.
- Mawengkang, M. (2013). Estimasi Berat Badan Lahir berdasarkan Pengukuran Diameter Biparietal , Lingkar Kepala , Panjang Femur dan Lingkar Perut Janin Maya Mawengkang. *Majalah Obstetri & Ginekologi*, 21(1), 16–19.
- Nindrea, R. D. (2017). Perbedaan Taksiran Berat Badan Janin Menurut Perhitungan Formula Berat Badan Lahir Bayi. *Jurnal Ipteks Terapan*, 11(1), 36. <https://doi.org/10.22216/jit.2017.v11i1.1389>
- Njoku, C., Emechebe, C., Odusolu, P., Abeshi, S., Chukwu, C., & Ekabua, J. (2014). Determination of Accuracy of Fetal Weight Using Ultrasound and Clinical Fetal Weight Estimations in Calabar South, South Nigeria. *International Scholarly Research Notices*, 2014, 1–6. <https://doi.org/10.1155/2014/970973>
- Que, A. (n.d.). *Mathematics of Polynomial Regression*. 2013. Retrieved February 25, 2022, from <http://polynomialregression.drque.net/math.html>
- Stirnemann, J., Villar, J., Salomon, L. J., Ohuma, E., Ruyan, P., Altman, D. G., Nosten, F., Craik, R., Munim, S., Cheikh Ismail, L., Barros, F. C., Lambert, A., Norris, S., Carvalho, M., Jaffer, Y. A., Noble, J. A., Bertino, E., Gravett, M. G., Purwar, M., ... Waller, S. (2017). International estimated fetal weight standards of the INTERGROWTH-21st Project. *Ultrasound in Obstetrics and Gynecology*, 49(4), 478–486. <https://doi.org/10.1002/uog.17347>
- Yanti, L., & Sutiningsih. (2016). Regresi linier kenaikan berat badan ibu selama hamil terhadap berat bayi lahir. *Jurnal Ilmiah Kebidanan*, 7(2), 10–19.
- Yasin, H., & Ispriyansti, D. (2017). Klasifikasi Data Berat Bayi Lahir Menggunakan Weighted Probabilistic Neural Network (WPNN) (Studi Kasus di Rumah Sakit Islam Sultan Agung Semarang). *Media Statistika*, 10(1), 61. <https://doi.org/10.14710/medstat.10.1.61-70>
- Yulianto, M. A. (2012). *Analisa Model Regresi*. <https://digensia.wordpress.com/2012/05/07/analisa-model-regresi-seri-1/>