

**PENANGANAN OVERDISPERSI MENGGUNAKAN
REGRESI BETA BINOMIAL PADA REGRESI LOGISTIK**

SKRIPSI

oleh:

DINDA RINAI VIVIT SENJA

0910950031-95



**PROGRAM STUDI STATISTIKA
JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
MALANG
2013**

**PENANGANAN OVERDISPERSI MENGGUNAKAN
REGRESI BETA BINOMIAL PADA REGRESI LOGISTIK**

SKRIPSI

**Sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar
Sarjana Sains dalam bidang Statistika**

oleh:

DINDA RINAI VIVIT SENJA

0910950031-95



**PROGRAM STUDI STATISTIKA
JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
MALANG
2013**

LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI

**PENANGANAN OVERDISPERSI MENGGUNAKAN
REGRESI BETA BINOMIAL PADA REGRESI LOGISTIK**

oleh:

DINDA RINAI VIVIT SENJA

0910950031-95

Setelah dipertahankan di depan Majelis Penguji
pada tanggal 16 Agustus 2013
dan dinyatakan memenuhi syarat untuk memperoleh gelar
Sarjana Sains dalam bidang Statistika

Dosen Pembimbing I

Dosen Pembimbing II

Prof. Dr. Ir. Loekito Adi S., M.Agr
NIP. 194703271974121001

Dr. Rahma Fitriani, S.Si., M.Sc.
NIP. 197603281999032001

Mengetahui,
Ketua Jurusan Matematika
Fakultas MIPA
Universitas Brawijaya

Dr. Abdul Rouf Alghofari, M.Sc
NIP. 196709071992031001

LEMBAR PERNYATAAN
Saya yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : DINDA RINAI VIVIT SENJA
NIM : 0910950031
Program Studi : STATISTIKA
Penulis Skripsi Berjudul :

**PENANGANAN OVERDISPERSI MENGGUNAKAN
REGRESI BETA BINOMIAL PADA REGRESI LOGISTIK**

Dengan ini menyatakan bahwa

1. Isi dari skripsi yang saya buat adalah benar-benar karya sendiri dan tidak menjiplak karya orang lain, selain nama-nama yang termaktub di isi dan tertulis di daftar pustaka dalam skripsi ini.
2. Apabila di kemudian hari ternyata skripsi yang saya tulis terbukti hasil jiplakan, maka saya akan bersedia menanggung resiko yang akan saya terima.

Demikian pernyataan ini dibuat dengan segala kesadaran.

Malang, 16 Agustus 2013

Yang menyatakan,

**DINDA RINAI VIVIT SENJA
NIM. 0910950031-95**

PENANGANAN OVERDISPERSI MENGGUNAKAN REGRESI BETA BINOMIAL PADA REGRESI LOGISTIK

ABSTRAK

Analisis regresi logistik tepat digunakan untuk menghubungkan peubah respon berbentuk proporsi dengan peubah bebas. Salah satu asumsi analisis regresi logistik adalah peubah respon berdistribusi binomial saling bebas. Apabila asumsi ini tidak terpenuhi, ragam pengamatan akan lebih besar daripada ragam dugaan (ragam distribusi binomial) atau dikatakan overdispersi dalam regresi logistik. Hal ini menimbulkan kesalahan dalam penarikan kesimpulan. Sebagai alternatif model regresi beta binomial dapat mengakomodasi masalah overdispersi pada regresi logistik. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui faktor – faktor yang berpengaruh pada proporsi kemiskinan per kabupaten/kota di Pulau Jawa tahun 2008 dan 2010 dengan penanganan overdispersi menggunakan regresi beta binomial. Hasil pendugaan parameter model penuh regresi logistik menunjukkan adanya overdispersi pada data, sehingga dilakukan pendugaan parameter regresi beta binomial. Model terbaik menunjukkan bahwa faktor yang berpengaruh pada proporsi kemiskinan per kabupaten/kota di Pulau Jawa tahun 2008 dan 2010 dengan penanganan overdispersi menggunakan regresi beta binomial pada regresi logistik meliputi Status Wilayah (SW) dan Indeks Pembangunan Manusia (IPM).

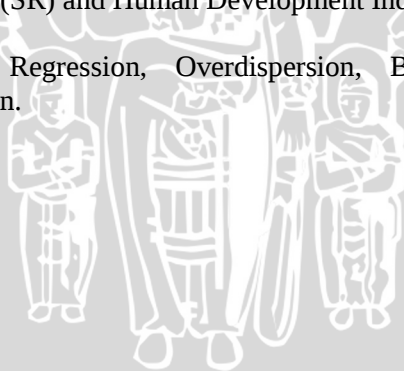
Kata Kunci : Regresi Logistik, Overdispersi, Regresi Beta Binomial

BETA BINOMIAL REGRESSION TO SOLVE OVERDISPERSION ON THE LOGISTIC REGRESSION

ABSTRACT

Logistic regression can describe the relationship of a continuous proportion as dependent variable to several independent variables. One of the assumptions on the logistic regression is binomial response independent each other. If analyses assuming logistic regression are invalid, count observations exhibit variability exceeding that predicted by the binomial, or this is called overdispersion on the logistic regression. It makes a wrong decision. As alternative, beta binomial regression can be used to accommodate overdispersion in the logistic regression. The aim of this research is to detect the factors that affect the proportion of poverty by district / city on Java in 2008 and 2010 using beta binomial regression to solve overdispersion. The result of fitting full model logistic regression to the data shows that there is overdispersion, so beta binomial regression is used to solve it. The best model shows that there are two factors that affect the proportion of poverty by district / city on Java in 2008 and 2010 with handling the overdispersion using beta binomial regression on the logistic regression, they are Status Region (SR) and Human Development Index (HDI).

Keywords: Logistic Regression, Overdispersion, Beta Binomial Regression.



KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadiran Allah Subhanahu wa Ta'ala, atas segala rahmat dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi berjudul “Penanganan Overdispersi Menggunakan Regresi Beta Binomial Pada Regresi Logistik” sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Sains dalam bidang Statistika. Oleh karena itu penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada :

1. Bapak Prof. Dr. Ir. Loekito Adi S., M.Agr dan ibu Dr. Rahma Fitriani, S.Si, M.Sc. selaku Dosen Pembimbing I dan Dosen Pembimbing II yang telah memberikan pengarahan dan masukan dengan sabar kepada penulis selama penyusunan skripsi ini.
2. Ibu Eni Sumarminingsih, S.Si., MM selaku Dosen Penguji yang telah memberikan pengarahan dan masukan dengan sabar kepada penulis selama penyusunan skripsi ini.
3. Bapak Dr. Abdul Rouf Alghofari, M.Sc selaku Ketua Jurusan Matematika Fakultas MIPA Universitas Brawijaya.
4. Bapak ibu Dosen Statistika atas ilmu yang diberikan selama kuliah.
5. Kedua orang tua yang tak tergantikan, kakak, dan keluarga atas semua rajutan doa, juga atas segala kebutuhan materi maupun non-materi yang telah diberikan kepada penulis.
6. Bapak Asep Saefuddin, Anang Kurnia atas semua bantuan yang telah diberikan, begitu pula kepada Beta Putri Wijaya dan Anjar May P.
7. Semua sahabat Tari, Kurcaci, dan semua teman-teman Statistika 2009 terimakasih atas doa, semangat dan bantuannya selama ini.
8. Semua pihak yang telah membantu penulisan skripsi ini yang tidak dapat penulis sebutkan satu-persatu.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari kesempurnaan mengingat keterbatasan kemampuan penulis, oleh karena itu kritik dan saran yang bersifat membangun sangat diharapkan demi tersusunnya penulisan yang lebih baik. Semoga penulisan Skripsi ini dapat memberikan manfaat bagi pembaca.

Malang, Agustus 2013

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR PENGESAHAN.....	ii
LEMBAR PERNYATAAN.....	iii
ABSTRAK	iv
ABSTRACT	v
KATA PENGANTAR	vi
DAFTAR ISI	vii
DAFTAR TABEL	ix
DAFTAR GAMBAR	x
DAFTAR LAMPIRAN.....	xi
 BAB I PENDAHULUAN	
1.1. Latar belakang	1
1.2. Rumusan Masalah	2
1.3. Batasan Masalah.....	3
1.4. Tujuan Penelitian.....	3
1.5. Manfaat Penelitian	3
 BAB II TINJAUAN PUSTAKA	
2.1. <i>Generalized Linier Model (GLM)</i>	5
2.2. Regresi Logistik.....	5
2.3. Estimasi Parameter Regresi Logistik	8
2.4. Overdispersi	11
2.5. Regresi Beta Binomial	13
2.6. Estimasi Parameter Regresi Beta Binomial.....	15
2.7. Multikolinieritas.....	17
2.8. Pegujian Signifikansi Parameter Regresi.....	18
2.8.1. Pengujian Secara Simultan.....	18
2.8.2. Pengujian Secara Parsial.....	20
2.9. Uji Kesesuaian Model.....	21
2.10. Pemilihan Model Terbaik.....	22
2.11. Interpretasi Koefisien Regresi Model Logit.....	22
2.12. Kemiskinan.....	23

BAB III METODOLOGI

3.1.Sumber Data	27
3.2.Metode Analisis Data.....	27

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Pemeriksaan Non Mutikolinieritas.....	31
4.2. Pendugaan Parameter Regresi Logistik	32
4.3. Pemeriksaan Overdispersi.....	33
4.4. Pemodelan Regresi Beta Binomial.....	33
4.5. Pengujian Signifikansi Parameter Regresi.....	34
4.5.1. Pengujian Secara Simultan	34
4.5.2. Pengujian Secara Parsial.....	34
4.6. Uji Kesesuaian Model.....	39
4.7. Pemilihan Model Terbaik	40

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan	45
5.2 Saran	45

DAFTAR PUSTAKA	47
-----------------------------	-----------

LAMPIRAN	51
-----------------------	-----------

DAFTAR TABEL

Tabel 4.1.	Hasil Pemeriksaan Non Multikolinieritas.....	31
Tabel 4.2.	Hasil Pendugaan Parameter Regresi Logistik.....	32
Tabel 4.3.	Hasil Uji Parsial Koefisien Regresi Beta Binomial (Model Penuh).....	35
Tabel 4.4.	Hasil Uji Parsial Koefisien Regresi Beta Binomial (tanpa peubah PK).....	36
Tabel 4.5.	Hasil Uji Parsial Koefisien Regresi Beta Binomial (tanpa peubah PK dan PDRB).....	38
Tabel 4.6.	Nilai – Nilai Statistik Uji <i>Pearson</i> dari Model Regresi Beta Binomial.....	39
Tabel 4.7.	Nilai – Nilai <i>AIC</i> dari Model Regresi Beta Binomial....	40



DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1.	Diagram Alir Metode Penelitian.....	29
-------------	-------------------------------------	----

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1	Data Sekunder.....	51
Lampiran 2	Hasil Uji Non Multikolinieritas.....	53
Lampiran 3	Program SAS 9.3 untuk Membentuk Model Regresi Logistik.....	58
Lampiran 4	Hasil Pendugaan Parameter Regresi Logistik Menggunakan <i>software</i> SAS 9.3.....	63
Lampiran 5	Program SAS 9.3 untuk Membentuk Model Regresi Beta Binomial.....	67
Lampiran 6	Hasil Pendugaan Parameter Model Penuh Regresi Beta Binomial Menggunakan <i>Software</i> SAS 9.3.....	72
Lampiran 7	Hasil Pendugaan Parameter Regresi Beta Binomial Tanpa Peubah PK Menggunakan <i>Software</i> SAS 9.3.....	77
Lampiran 8	Hasil Pendugaan Parameter Regresi Beta Binomial Tanpa Pebah PK dan PDRB Menggunakan <i>Software</i> SAS 9.3.....	82

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



BAB I PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Kemiskinan bukan masalah asing dalam suatu negara berkembang, seperti Indonesia. Kemiskinan telah menjadi perhatian pemerintah. Hal ini terlihat dari penghitungan jumlah dan persentase penduduk miskin setiap tahun oleh Badan Pusat Statistik (BPS). Data kemiskinan yang akurat dapat digunakan untuk perencanaan kebijakan dan evaluasi kebijakan pemerintah terhadap kemiskinan (Bappeda Samarinda, 2008). Pemerintah Republik Indonesia kemudian mengambil kebijakan untuk mendorong percepatan penanggulangan kemiskinan dengan membentuk Tim Nasional Percepatan Penanggulangan Kemiskinan (TNP2K). Pemerintah berharap strategi penanggulangan kemiskinan lebih tepat sasaran, sehingga perlu dilakukan analisis terhadap data kemiskinan.

Penduduk miskin tinggal di perkotaan maupun pedesaan dengan persentase tertinggi berada di wilayah pedesaan Pulau Jawa. Analisis terhadap data kemiskinan, khususnya di Pulau Jawa sangat diperlukan agar penanggulangan kemiskinan di Pulau Jawa lebih tepat sasaran. Saefuddin dan Setiabudi (2011) melakukan analisis data kemiskinan Pulau Jawa tahun 2008 dengan menggunakan data proporsi dari jumlah penduduk miskin di setiap kabupaten/kota terhadap jumlah penduduk. Peubah yang diduga mempengaruhi proporsi penduduk miskin di Pulau Jawa antara lain Status Wilayah (SW), Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) Per Kapita Atas Dasar Harga Berlaku, Indeks Pembangunan Manusia (IPM), Pengeluaran Per Kapita yang Disesuaikan (PK), dan Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (TPAK).

Analisis kemiskinan di Pulau Jawa yang telah dilakukan oleh Saefuddin dan Setiabudi (2011) menggunakan regresi logistik. Akan tetapi hasil penelitian mereka dengan menggunakan regresi logistik menunjukkan adanya overdispersi, sehingga walaupun semua peubah bebas yang digunakan berpengaruh nyata terhadap proporsi penduduk miskin hasil tersebut kurang dapat dipercaya. Sebagai alternatif, mereka menggunakan metode Williams, yaitu salah satu metode yang dapat digunakan untuk menangani overdispersi dalam regresi logistik. Hasil analisis dengan metode Williams menunjukkan terdapat dua peubah bebas yang berpengaruh terhadap proporsi penduduk miskin, yaitu SW dan IPM.

Suatu peubah respon berbentuk proporsi memiliki nilai dalam selang $(0,1)$. Model regresi linier sederhana tidak tepat digunakan untuk menghubungkan peubah respon berbentuk proporsi dengan peubah bebas. Masalah ini dapat diatasi dengan analisis regresi logistik menggunakan pendekatan kemungkinan maksimum berdasarkan pada fungsi kepekatatan peluang distribusi binomial.

Salah satu asumsi analisis regresi logistik adalah peubah respon berdistribusi binomial saling bebas. Menurut Hajarisman (2005) apabila peubah respon tidak saling bebas maka ragam pengamatan akan lebih besar daripada ragam dugaan (ragam distribusi binomial). Hal ini menunjukkan terdapat overdispersi dalam regresi logistik. Pada penelitiannya tentang overdispersi pada regresi logistik, Kurnia dkk (2002) melakukan simulasi dan hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa nilai duga parameter pada model regresi logistik memberikan penduga tak bias walaupun data mengalami overdispersi. Akan tetapi nilai duga galat baku dari model tersebut menjadi lebih kecil dari seharusnya (*under estimates*). Hal ini dapat menimbulkan kesalahan dalam penarikan kesimpulan karena hasil uji t menjadi nyata, sehingga peubah yang seharusnya tidak berpengaruh nyata menjadi nyata.

Model lain yang dapat digunakan untuk menangani overdispersi adalah regresi beta binomial. Hajarisman (2005) memilih melakukan penanganan overdispersi dengan menggunakan model regresi beta binomial karena didasarkan pada kemudahan dalam penurunan fungsi kemungkinan, maupun dalam menginterpretasikan parameter – parameter dalam model.

Berdasarkan uraian di atas, penulis ingin menangani overdispersi menggunakan regresi beta binomial dalam regresi logistik pada data kemiskinan agar dapat dipraktikkan secara luas.

1.2. Rumusan Masalah

Faktor – faktor apa saja yang berpengaruh pada proporsi kemiskinan per kabupaten/kota di Pulau Jawa tahun 2008 dan 2010 dengan penanganan overdispersi menggunakan regresi beta binomial.

1.3. Batasan Masalah

Batasan masalah dalam penelitian ini adalah :

1. Data yang digunakan adalah data kemiskinan per kabupaten/kota di Pulau Jawa tahun 2008 dan 2010.
2. Pemeriksaan *goodness of fit* didasarkan pada statistik uji *Pearson*.
3. Pemilihan model terbaik berdasarkan nilai statistik *Akaike Information Criterion (AIC)*.

1.4. Tujuan Penelitian

Mengetahui faktor-faktor yang berpengaruh pada proporsi kemiskinan per kabupaten/kota di Pulau Jawa tahun 2008 dan 2010 dengan penanganan overdispersi menggunakan regresi beta binomial.

1.5. Manfaat Penelitian

Manfaat penelitian ini antara lain :

1. Memberikan informasi mengenai faktor - faktor yang berpengaruh terhadap kemiskinan sehingga dapat digunakan sebagai bahan pertimbangan bagi pemerintah dalam menanggulangi kemiskinan di Indonesia, khususnya di Pulau Jawa.
2. Menambah pengetahuan aplikasi statistika.

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



BAB II TINJAUAN PUSTAKA

2.1. *Generalized Linier Model (GLM)*

Generalized Linier Model secara garis besar seperti analisis regresi sederhana namun menghubungkan peubah respon dengan distribusi tidak normal dan memodelkannya dengan nilai harapan. Terdapat tiga komponen dalam *GLM*, yaitu (Agresti, 2002):

1. *random component* (komponen random) yaitu terdiri dari peubah respon Y yang saling bebas antar pengamatan $(y_1, \dots, y_N)$, di mana peubah respon berdistribusi dalam keluarga eksponensial.
2. *systematic component* (komponen sistematis) yaitu vektor $(\eta_1, \dots, \eta_N)$ yang menyatakan model linier dari peubah – peubah bebas. Apabila x_{ij} dinyatakan sebagai nilai peubah bebas j ($j = 1, 2, \dots, p$) untuk pengamatan ke - i , maka

$$\eta_i = \sum_j \beta_j x_{ij} \quad i = 1, \dots, N \quad (2.1)$$

Koefisien intersep dalam model seringkali dituliskan sebagai α .

3. *link function* (fungsi penghubung) yang menghubungkan *random component* (komponen random) dengan *systematic component* (komponen sistematis), atau fungsi nilai harapan peubah respon sama dengan *systematic component* (komponen sistematis). *Link function* (fungsi penghubung) dituliskan sebagai berikut :

$$g(\mu_i) = \sum_j \beta_j x_{ij}, \quad i = 1, \dots, N \quad (2.2)$$

2.2. Regresi Logistik

Analisis regresi logistik dapat digunakan untuk mengetahui pengaruh beberapa peubah bebas terhadap peubah respon kategorik. Distribusi dari peubah respon ini merupakan pembeda antara regresi logistik dengan regresi linier. Pada regresi linier peubah respon diasumsikan berdistribusi normal, sedangkan peubah respon pada regresi logistik diasumsikan berdistribusi binomial (Hosmer dan Lemeshow, 2000).

Menurut Ramsey dan Schafer (2013) peubah respon dalam regresi logistik dapat berupa :

1. peubah respon biner, yaitu peubah respon yang memiliki 2 kemungkinan (sukses atau gagal).
2. peubah respon binomial, yaitu peubah respon berbentuk jumlah (*count*) yang merupakan penjumlahan beberapa respon biner yang saling bebas dengan peluang yang identik dan bernilai integer antara 0 dan n . Peubah respon binomial dapat dinyatakan dalam bentuk jumlah (*count*) yang menyatakan banyak kejadian sukses ataupun dalam bentuk proporsi y/n . Populasi dalam setiap pengamatan atau n harus diketahui ketika menggunakan peubah respon binomial.

Jika diketahui Y adalah sebuah peubah respon dan π adalah peluang sukses bagi peubah acak Y , maka $P(Y=1) = \pi$ dan $P(Y=0) = 1-\pi$. Y mengikuti sebaran Bernoulli apabila banyaknya pengambilan (n) adalah 1. Y mengikuti sebaran Binomial (n, π) apabila $n \geq 2$, dengan peluang :

$$P(Y = y) = \binom{n}{y} \pi^y (1-\pi)^{n-y} \quad (2.3)$$

di mana : $y = 0, 1, 2, \dots, n$

n = banyaknya pengamatan.

Menurut Agresti (2002) regresi logistik adalah *GLM* dengan komponen acak binomial dan fungsi penghubung logit. Peubah respon $Y_1, Y_2, \dots, Y_N$ menyebar secara binomial, sehingga $Y_i \sim B(n_i, \pi_i)$ dengan rata – rata dan ragam sebagai berikut :

$$E(Y_i) = \mu_i = n_i \pi_i \quad (2.4)$$

$$\text{var}(Y_i) = n_i \pi_i (1 - \pi_i) \quad (2.5)$$

Pada *GLM* terdapat sebuah fungsi g yang menghubungkan nilai harapan peubah respon dengan model linier peubah – peubah bebas. Fungsi g disebut sebagai *link function* (fungsi penghubung). Fungsi

penghubung yang digunakan dalam sebaran binomial adalah fungsi penghubung logit yang berbentuk (Hinde dan Demetrio, 2007) :

$$g(\mu_i) = \ln \left(\frac{\mu_i}{n_i - \mu_i} \right) = \ln \left(\frac{\pi_i}{1 - \pi_i} \right) = \eta_i \quad (2.6)$$

Model regresi logistik disebut sebagai model logit dikarenakan menggunakan *link function* (fungsi penghubung) logit. Berdasarkan persamaan (2.7) hubungan antara nilai peluang peubah respon dengan peubah bebas linier adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \ln \left(\frac{\pi_i}{1 - \pi_i} \right) &= \alpha + \sum_j \beta_j x_{ij} \\ \exp \left(\ln \left(\frac{\pi_i}{1 - \pi_i} \right) \right) &= \exp \left(\alpha + \sum_j \beta_j x_{ij} \right) \\ \frac{\pi_i}{1 - \pi_i} &= \exp \left(\alpha + \sum_j \beta_j x_{ij} \right) \\ \pi_i &= \frac{\exp \left(\alpha + \sum_j \beta_j x_{ij} \right)}{1 + \exp \left(\alpha + \sum_j \beta_j x_{ij} \right)} \end{aligned} \quad (2.7)$$

Apabila terdapat p peubah bebas, model regresi logistik dapat pula dituliskan sebagai berikut (Agresti, 2002) :

$$\pi(\mathbf{x}_i) = \frac{\exp(\beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij})}{1 + \exp(\beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij})} \quad \begin{matrix} i = 1, \dots, N \\ j = 1, \dots, p \end{matrix} \quad (2.8)$$

Fungsi logit dari persamaan (2.8) adalah :

$$\text{logit} [\pi(\mathbf{x}_i)] = \ln \left[\frac{\pi(\mathbf{x}_i)}{1 - \pi(\mathbf{x}_i)} \right] \quad (2.9)$$

$$\text{logit} [\pi(\mathbf{x}_i)] = \ln \left[\frac{\exp(\beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij})}{1 + \exp(\beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij})} \right] / \left[1 - \frac{\exp(\beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij})}{1 + \exp(\beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij})} \right]$$

$$= \ln \left[\frac{\exp(\beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij})}{1 + \exp(\beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij})} \right] / \left[\frac{1}{1 + \exp(\beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij})} \right]$$

$$= \ln \left[\exp(\beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij}) \right] \quad (2.10)$$

$$\text{logit} [\pi(\mathbf{x}_i)] = \beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij} \quad (2.11)$$

2.3. Estimasi Parameter Regresi Logistik

Jika terdapat n_i pengamatan pada pengamatan ke- i , maka akan terjadi sukses sebanyak y_i dan $\pi(\mathbf{x}_i)$ adalah peluang sukses respon dengan syarat $\mathbf{x}_i$, di mana $i = 1, \dots, N$, maka Y_i mengikuti sebaran Binomial yang saling bebas. Fungsi kepekatatan peluang bersama dari N fungsi binomial adalah (Agresti, 2002) :

$$\prod_{i=1}^N \frac{n_i!}{y_i! (n_i - y_i)!} \pi(\mathbf{x}_i)^{y_i} [1 - \pi(\mathbf{x}_i)]^{n_i - y_i} \quad (2.12)$$

Bentuk faktorial dapat diabaikan, karena akan diperoleh hasil yang sama ketika menggunakan bentuk faktorial, sehingga fungsi kemungkinan dari persamaan (2.12) menjadi :

$$L(\boldsymbol{\beta}) = \prod_{i=1}^N \pi(\mathbf{x}_i)^{y_i} [1 - \pi(\mathbf{x}_i)]^{n_i - y_i} \quad (2.13)$$

$$= \prod_{i=1}^N \left(\frac{\pi(\mathbf{x}_i)}{1 - \pi(\mathbf{x}_i)} \right)^{y_i} [1 - \pi(\mathbf{x}_i)]^{n_i} \quad (2.14)$$

Berdasarkan persamaan (2.9) dan (2.10) diketahui bahwa

$\left(\frac{\pi(\mathbf{x}_i)}{1 - \pi(\mathbf{x}_i)} \right) = \exp(\beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij})$ dan berdasarkan persamaan (2.8) persamaan (2.14) menjadi :

$$\begin{aligned} L(\boldsymbol{\beta}) &= \prod_{i=1}^N (\exp(\beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij}))^{y_i} \left(1 - \frac{\exp(\beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij})}{1 + \exp(\beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij})} \right)^{n_i} \\ &= \prod_{i=1}^N (\exp(\beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij}))^{y_i} (1 + \exp(\beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij}))^{-n_i} \end{aligned} \quad (2.15)$$

Fungsi $\ln L(\boldsymbol{\beta})$ digunakan untuk mempermudah dalam menghitung maksimum fungsi kemungkinan, sehingga fungsi $\ln L(\boldsymbol{\beta})$ dari persamaan (2.15) menjadi
 $l(\boldsymbol{\beta}) = \ln L(\boldsymbol{\beta})$

$$l(\boldsymbol{\beta}) = \sum_{i=1}^N y_i \left(\beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij} \right) - n_i \ln \left[1 + \exp \left(\beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij} \right) \right] \quad (2.16)$$

Pandang fungsi skor kemungkinan sebagai turunan pertama dari $l(\boldsymbol{\beta})$ terhadap $\boldsymbol{\beta}$ yang sama dengan nol dan $\hat{\pi}(\mathbf{x}_i)$ sebagai penduga bagi $\pi(\mathbf{x}_i)$, maka :

$$\frac{\partial l(\hat{\boldsymbol{\beta}})}{\partial \hat{\boldsymbol{\beta}}} = 0$$

$$\frac{\partial l(\hat{\beta})}{\partial \hat{\beta}_j} = \sum_{i=1}^N y_i x_{ij} - \sum_{i=1}^N n_i x_{ij} \frac{\exp\left(\hat{\beta}_0 + \sum_{j=1}^p \hat{\beta}_j x_{ij}\right)}{1 + \exp\left(\hat{\beta}_0 + \sum_{j=1}^p \hat{\beta}_j x_{ij}\right)} = 0$$

sehingga diperoleh persamaan skor kemungkinan

$$\sum_{i=1}^N y_i x_{ij} - \sum_{i=1}^N n_i \hat{\pi}(\mathbf{x}_i) x_{ij} = 0, \quad j = 1, \dots, p \quad (2.17)$$

Persamaan (2.17) bersifat non-linier, sehingga tidak dapat diperoleh solusi secara langsung. Oleh karena itu, dibutuhkan metode iteratif dengan Newton-Raphson. Metode ini biasa digunakan untuk menyelesaikan persamaan non-linier seperti menentukan nilai maksimum suatu fungsi (Agresti, 2002).

Menurut Agresti (2002) metode Newton-Raphson menentukan $\hat{\beta}$ dengan memaksimumkan $l(\beta)$. Pandang $\mathbf{u}'$ sebagai matriks turunan pertama $l(\beta)$ terhadap β_0 dan β_j ($j=1, \dots, p$) yaitu :

$$\mathbf{u}' = \left(\frac{\partial l(\beta)}{\partial \beta_0}, \frac{\partial l(\beta)}{\partial \beta_1}, \dots, \frac{\partial l(\beta)}{\partial \beta_p} \right) \quad (2.18)$$

Pandang $\mathbf{H}$ (matriks Hessian) adalah matriks yang berisi unsur - unsur turunan kedua $l(\beta)$ terhadap β_a dan β_b ($a, b = 0, \dots, p$) yaitu :

$$h_{ab} = \frac{\partial^2 l(\beta)}{\partial \beta_a \partial \beta_b} = - \sum_i x_{ia} x_{ib} n_i \pi(\mathbf{x}_i) (1 - \pi(\mathbf{x}_i)) \quad (2.19)$$

Nyatakan $\mathbf{u}^{(t)}$ dan $\mathbf{H}^{(t)}$ sebagai $\mathbf{u}$ dan $\mathbf{H}$ yang terevaluasi pada $\beta^{(t)}$ yaitu penduga $\hat{\beta}$ pada iterasi ke- t ($t = 0, 1, 2, \dots$). Nilai $\beta^{(t)}$ pada setiap iterasi mengikuti bentuk deret Taylor orde kedua yaitu:

$$L(\beta) \approx L(\beta^{(0)}) + \mathbf{u}^{(t)}(\beta - \beta^{(0)}) + \frac{1}{2}(\beta - \beta^{(0)})' \mathbf{H}^{(t)}(\beta - \beta^{(0)}) \quad (2.20)$$

Dengan menyelesaikan

$$\frac{\partial L(\hat{\beta})}{\partial \hat{\beta}} \approx \mathbf{u}^{(t)} - \mathbf{H}^{(t)}(\hat{\beta} - \beta^{(0)}) = 0, \quad (2.21)$$

maka $\hat{\beta}$ pada iterasi berikut adalah:

$$\begin{aligned} \beta^{(t+1)} &= \beta^{(0)} - (\mathbf{H}^{(t)})^{-1} \mathbf{u}^{(t)} \\ \beta^{(t+1)} &= \beta^{(0)} - \left\{ -\mathbf{X}' \text{diag} \left[n_i \pi(\mathbf{x}_i^{(t)}) (1 - \pi(\mathbf{x}_i^{(t)})) \right] \mathbf{X} \right\}^{-1} \mathbf{X}' (y_i - n_i \pi(\mathbf{x}_i^{(t)})) \end{aligned} \quad (2.22)$$

Kekonvergenan $\beta^{(t)}$ yang mendekati $\hat{\beta}$ terpenuhi jika pada setiap- j

$$\left| \beta_j^{(t+1)} - \hat{\beta}_j^{(t)} \right| \leq c \left| \beta_j^{(t)} - \hat{\beta}_j^{(t-1)} \right|^2 \quad (2.23)$$

untuk $c > 0$ (Agresti, 2002).

2.4. Overdispersi

Overdispersi adalah keadaan di mana ragam pengamatan lebih besar daripada ragam dugaan (ragam distribusi binomial) (Agresti, 2002). Hal ini akan menimbulkan kesalahan dalam penarikan kesimpulan. Overdispersi kerap terjadi pada pengamatan jumlah (*count*).

Peubah respon pada regresi logistik diasumsikan berdistribusi binomial. Peubah respon binomial, yaitu peubah respon berbentuk jumlah (*count*) yang merupakan penjumlahan beberapa respon biner yang saling bebas dengan peluang yang identik. Apabila terdapat i pengamatan, maka $Y_i \sim B(n_i, \pi_i)$ dengan rata – rata dan ragam seperti pada persamaan (2.4) dan (2.5).

Menurut Hajarisman (2005) apabila terdapat korelasi antara peubah respon biner, maka ragam pengamatan akan lebih besar daripada ragam

dugaan (ragam distribusi binomial). Misalkan $Y_{i1}, Y_{i2}, \dots, Y_{in_i}$ adalah peubah acak yang berhubungan dengan n_i pengamatan, di mana $Y_{ij} = 1$ menyatakan peristiwa sukses dan $Y_{ij} = 0$ sebagai gagal. Y_{ij} mengikuti sebaran Bernoulli. Apabila banyaknya peristiwa sukses, y_i , dari peubah acak $\sum Y_{ij}$, maka rata – rata dan ragam dari y_i adalah sebagai berikut (Hajarisman, 2005:25) :

$$E(y_i) = \sum E(Y_{ij}) = n_i \pi_i \quad (2.24)$$

$$\text{var}(y_i) = \sum \text{var}(Y_{ij}) + \sum \sum \text{cov}(Y_{ij}, Y_{ik}) \quad (2.25)$$

di mana $\text{cov}(Y_{ij}, Y_{ik})$ adalah peragam antara Y_{ij} dan Y_{ik} untuk $j \neq k$ dan $k = 1, 2, \dots, n_i$.

Menurut Hajarisman (2005) masing – masing peragam akan sama dengan nol apabila $Y_{i1}, Y_{i2}, \dots, Y_{in_i}$ saling bebas. Jika terdapat korelasi antara Y_{ij} dan Y_{ik} , maka koefisien korelasi δ dapat dinyatakan :

$$\delta = \frac{\text{cov}(Y_{ij}, Y_{ik})}{\sqrt{\text{var}(Y_{ij}) \text{var}(Y_{ik})}}$$

Diketahui $\text{var}(Y_{ij}) = \text{var}(Y_{ik}) = \pi_i(1 - \pi_i)$. Hal ini akan menyebabkan $\text{cov}(Y_{ij}, Y_{jk}) = \delta \pi_i(1 - \pi_i)$, sehingga ragam pengamatan pada persamaan (2.27) menjadi sebagai berikut :

$$\begin{aligned} \text{var}(y_i) &= \sum \pi_i(1 - \pi_i) + \sum \sum \delta \pi_i(1 - \pi_i) \\ &= n_i \pi_i(1 - \pi_i) + n_i(n_i - 1) [\delta \pi_i(1 - \pi_i)] \\ &= n_i \pi_i(1 - \pi_i) + [1 + (n_i - 1) \delta] \end{aligned} \quad (2.26)$$

Apabila tidak terdapat korelasi antara peubah biner, $\delta = 0$, maka ragam pengamatan sesuai dengan ragam distribusi binomial. Sedangkan apabila terdapat korelasi antara peubah respon biner, $\delta \neq 0$, ragam pengamatan akan lebih besar daripada ragam dugaan (ragam distribusi binomial) atau dapat dikatakan terjadi overdispersi.

2.5. Regresi Beta Binomial

Regresi beta binomial dapat digunakan untuk menangani overdispersi. Keragaman peluang peubah respon dimodelkan mengikuti sebaran beta. Hal ini dikarenakan sebaran beta memiliki selang nilai yang sama dengan nilai peluang yaitu berada dalam selang 0 dan 1 (Palmquist, 1999).

Menurut Agresti (2002) sebaran beta binomial adalah gabungan sebaran beta dengan binomial, yaitu Y diasumsikan mengikuti sebaran binomial, $\text{bin}(n, \pi)$ dan π mengikuti sebaran beta, $\text{beta}(\alpha, \beta)$. Adapun fungsi kepadatan peluang bagi sebaran beta adalah

$$f(\pi; \alpha, \beta) = \frac{\Gamma(\alpha + \beta)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} \pi^{\alpha-1} (1-\pi)^{\beta-1} \quad 0 \leq \pi \leq 1 \quad (2.27)$$

Fungsi kepadatan sebaran beta binomial diperoleh dengan cara :

$$\begin{aligned} f(y; \alpha, \beta) &= \int_0^1 f(y|\pi) f(\pi) d\pi \\ &= \int_0^1 \binom{n}{y} \pi^y (1-\pi)^{n-y} f(\pi) d\pi \\ &= \int_0^1 \binom{n}{y} \pi^y (1-\pi)^{n-y} \frac{\Gamma(\alpha + \beta)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} \pi^{\alpha-1} (1-\pi)^{\beta-1} d\pi \end{aligned} \quad (2.28)$$

Integral di atas diselesaikan dengan bantuan fungsi beta, yaitu :

$$B(m, n) = \int_0^1 x^{m-1} (1-x)^{n-1} dx \quad \text{dan} \quad B(m, n) = \frac{\Gamma(m)\Gamma(n)}{\Gamma(m+n)}, \quad \text{sehingga}$$

persamaan (2.28) menjadi :

$$\begin{aligned} f(y; \alpha, \beta) &= \int_0^1 \binom{n}{y} \frac{1}{B(\alpha, \beta)} \pi^{\alpha+y-1} (1-\pi)^{n+\beta-y-1} d\pi \\ &= \binom{n}{y} \frac{1}{B(\alpha, \beta)} \int_0^1 \pi^{\alpha+y-1} (1-\pi)^{n+\beta-y-1} d\pi \\ &= \binom{n}{y} \frac{1}{B(\alpha, \beta)} B(\alpha + y, n + \beta - y) \end{aligned} \quad (2.29)$$

Persamaan (2.29) dapat pula dinyatakan sebagai berikut

$$f(y; \alpha, \beta) = \binom{n}{y} \frac{\Gamma(\alpha + \beta)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} \frac{\Gamma(\alpha + y)\Gamma(n + \beta - y)}{\Gamma(\alpha + y + n + \beta - y)} \quad (2.30)$$

Persamaan (2.30) adalah fungsi kepadatan peluang sebaran beta binomial. Apabila dimisalkan $\mu = \frac{\alpha}{\alpha + \beta}$ dan $\theta = \frac{1}{\alpha + \beta}$, maka persamaan (2.30) dapat ditulis menjadi

$$f(y; \mu, \theta) = \binom{n}{y} \frac{\left[\prod_{k=0}^{y-1} (\mu + k\theta) \right] \left[\prod_{k=0}^{n-y-1} (1 - \mu + k\theta) \right]}{\prod_{k=0}^{n-1} (1 + k\theta)} \quad (2.31)$$

Rata - rata dan ragam dari persamaan (2.31) adalah :

$$E(Y) = n\mu \quad (2.32)$$

$$\text{var}(Y) = n\mu(1 - \mu) \left[\frac{1 + (n-1)\theta}{(1 + \theta)} \right] \quad (2.33)$$

Menurut Agresti (2002) apabila $\theta > 0$, maka ragam akan melampaui ragam sebaran binomial. Sebaliknya apabila $\theta = 0$, maka ragam akan tereduksi menjadi ragam sebaran binomial. Hal ini menunjukkan bahwa model beta binomial dapat mengakomodasi masalah overdispersi.

Jika observasi ke- i terdiri dari n_i pengamatan, maka akan terjadi sukses sebanyak y_i yang berdistribusi beta binomial dengan index n_i dan parameter (μ_i, θ) . Fungsi penghubung logit menghubungkan nilai tengah peubah respon dengan sebuah peubah bebas. Model logit μ_i terhadap peubah bebas menjadi (Agresti, 2002) :

$$\text{logit}(\mu_i) = \alpha + \beta' \mathbf{x}_i \quad (2.34)$$

Apabila terdapat p peubah bebas, maka model regresi beta binomial dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\text{logit}(\mu_i) = \alpha + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_p x_{ip} \quad (2.35)$$

2.6. Estimasi Parameter Regresi Beta Binomial

Peubah respon yang mengikuti sebaran beta binomial memiliki parameter μ yang tergantung pada beberapa peubah respon dan parameter θ konstan untuk semua observasi. Jika terdapat i observasi, maka rata - rata dan ragam y_i pada persamaan (2.32) dan (2.33) dapat dituliskan sebagai berikut :

$$E(Y_i) = n_i \mu \quad (2.36)$$

$$\text{var}(Y_i) = n_i \mu (1 - \mu) \left[\frac{1 + (n_i - 1)\theta}{(1 + \theta)} \right] \quad (2.37)$$

Lau (2013) menggunakan ϕ untuk menyatakan ukuran keragaman peluang respon atau korelasi, sehingga persamaan (2.37) menjadi:

$$\text{var}(Y_i) = n_i \mu (1 - \mu) \phi_i$$

di mana :

$$\phi_i = 1 + (n_i - 1)\phi, \text{ sehingga } \phi = \frac{\theta}{1 + \theta}$$

Fungsi kemungkinan dari persamaan (2.31) adalah sebagai berikut :

$$L(\mu, \theta) = \prod_i f(y_i)$$

$$L(\mu, \theta) = \prod_i \binom{n_i}{y_i} \frac{\left[\prod_{k=0}^{y_i-1} (\mu + k\theta) \right] \left[\prod_{k=0}^{n_i-y_i-1} (1 - \mu + k\theta) \right]}{\prod_{k=0}^{n_i-1} (1 + k\theta)}$$

Apabila $l(\mu, \theta) = \ln L(\mu, \theta)$

$$l(\mu, \theta) = \sum_i \sum_{k=0}^{y_i-1} \ln(\mu + k\theta) + \sum_i \sum_{k=0}^{n_i-y_i-1} \ln(1 - \mu + k\theta) - \sum_i \sum_{k=0}^{n_i-1} \ln(1 + k\theta)$$

Lau (2013) menggunakan metode iterasi Newton-Raphson untuk menentukan penduga μ dan θ . Pandang $\mathbf{S}$ sebagai matriks turunan pertama $l(\mu, \theta)$ terhadap μ dan θ , yaitu

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} \frac{dl}{d\mu} & \frac{dl}{d\theta} \end{bmatrix}^T$$

di mana :

$$\frac{dl}{d\mu} = \sum_i \sum_{k=0}^{y_i-1} \left(\frac{1}{\mu + k\theta} \right) - \sum_i \sum_{k=0}^{n_i-y_i-1} \left(\frac{1}{1-\mu + k\theta} \right)$$

$$\frac{dl}{d\theta} = \sum_i \sum_{k=0}^{y_i-1} \left(\frac{k}{\mu + k\theta} \right) + \sum_i \sum_{k=0}^{n_i-y_i-1} \left(\frac{k}{1-\mu + k\theta} \right) - \sum_i \sum_{k=0}^{n_i-1} \left(\frac{k}{1+k\theta} \right)$$

Pandang matriks $\mathbf{O}$ sebagai matriks turunan kedua $l(\mu, \theta)$ terhadap μ dan θ , yaitu

$$\mathbf{O} = - \begin{bmatrix} \frac{d^2 l}{d\mu^2} & \frac{d^2 l}{d\mu d\theta} \\ \frac{d^2 l}{d\mu d\theta} & \frac{d^2 l}{d\theta^2} \end{bmatrix}$$

di mana :

$$\frac{d^2 l}{d\mu^2} = \sum_i \sum_{k=0}^{y_i-1} \frac{1}{(\mu + k\theta)^2} - \sum_i \sum_{k=0}^{n_i-y_i-1} \frac{1}{(1-\mu + k\theta)^2}$$

$$\frac{d^2 l}{d\theta^2} = \sum_i \sum_{k=0}^{y_i-1} \frac{-k^2}{(\mu + k\theta)^2} - \sum_i \sum_{k=0}^{n_i-y_i-1} \frac{k}{(1-\mu + k\theta)^2} + \sum_i \sum_{k=0}^{n_i-1} \frac{k^2}{(1+k\theta)^2}$$

$$\frac{d^2 l}{d\theta d\mu} = \sum_i \sum_{k=0}^{y_i-1} \frac{-r}{(\mu + k\theta)^2} + \sum_i \sum_{k=0}^{y_i-1} \frac{-r}{(1-\mu + k\theta)^2}$$

Pendugaan μ dan θ dilakukan dengan cara iterasi, yaitu :

$$\begin{bmatrix} \mu \\ \theta \end{bmatrix}_m = \begin{bmatrix} \mu \\ \theta \end{bmatrix}_{m-1} + \mathbf{O}_{m-1}^{-1} \mathbf{S}_{m-1}$$

di mana m menunjukkan iterasi ke-m. Nilai awal untuk μ dan θ adalah

$$\frac{\sum \sum y_{ij}}{n} \text{ dan } 0.$$

2.7. Multikolinieritas

Menurut Hosmer dan Lemeshow (2000) regresi logistik sensitif terhadap kolinieritas di antara peubah bebas yang terdapat di dalam model. Adanya kolinieritas di antara peubah bebas akan mengakibatkan galat baku penduga yang besar. Pendeteksian kolinieritas di antara peubah bebas dalam regresi logistik sama dengan pendeteksian kolinieritas dalam regresi linier.

Multikolinieritas merupakan istilah yang mula-mula ditemukan oleh Ragnar Frisch. Arti dari multikolinieritas saat itu adalah adanya hubungan linier yang sempurna di antara peubah bebas dalam model regresi. Saat ini istilah multikolinieritas digunakan dalam pengertian yang lebih luas, yaitu tidak hanya pada hubungan linier yang bersifat sempurna tetapi juga pada kondisi di mana peubah bebas saling berkorelasi tetapi tidak secara sempurna (Gujarati, 1991).

Adanya multikolinieritas akan menyebabkan galat baku yang semakin besar seiring dengan meningkatnya korelasi antar peubah bebas. Galat baku yang semakin besar akan membuat selang kepercayaan untuk parameter populasi cenderung lebih besar. Hal ini menyebabkan multikolinieritas yang tinggi akan meningkatkan probabilitas untuk menerima hipotesis yang salah (kesalahan tipe II). Selain itu, adanya multikolinieritas yang tinggi akan menyebabkan tidak satu pun atau sangat sedikit peubah bebas yang berpengaruh terhadap peubah respon, walaupun didapatkan R^2 yang tinggi (Gujarati, 1991).

Multikolinieritas dapat diperiksa dengan melihat nilai *Variance Inflation Factors* (VIF). Apabila salah satu dari nilai VIF lebih dari 10, maka dapat diidentifikasi peubah bebas berhubungan erat dengan peubah-peubah bebas lain atau dengan kata lain terdapat masalah multikolinieritas (Montgomery dan Peck, 1991).

Nilai VIF dapat juga dihitung berdasarkan rumus :

$$VIF_j = (1 - R_j^2)^{-1} \quad (2.38)$$

Dengan R_j^2 adalah koefisien determinan yang diperoleh jika peubah bebas X_j diregresikan dengan $p-1$ peubah bebas lainnya. VIF memperlihatkan kenaikan ragam dugaan parameter yang dipengaruhi oleh keberadaan multikolinieritas (Montgomery dan Peck, 1992).

Menurut Gujarati (1991) tindakan perbaikan yang dapat dilakukan untuk menghilangkan multikolinieritas adalah dengan melakukan perubahan model regresi berdasarkan informasi apriori. Informasi ini didapatkan dari teori ekonomi ataupun penelitian empiris sebelumnya. Selain itu, dapat dilakukan dengan cara menghubungkan data cross-sectional dan data urutan waktu. Alternatif lain yang paling sederhana adalah dengan cara mengeluarkan suatu peubah yang memiliki hubungan linier. Transformasi data dan penambahan data baru dapat pula menjadi solusi untuk menghilangkan multikolinieritas.

2.8. Pengujian Signifikansi Parameter Regresi

Pengujian terhadap pendugaan p parameter dilakukan secara simultan dan parsial.

1. Pengujian Secara Simultan

Uji ini dilakukan untuk menguji signifikansi dari koefisien regresi secara bersama-sama. Uji yang bisa digunakan adalah *likelihood ratio test*. (Hosmer dan Lemeshow, 2000). Hipotesis yang digunakan adalah :

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

$$H_1: \text{paling sedikit ada satu } j \text{ di mana } \beta_j \neq 0 \quad (j = 1, \dots, p)$$

Statistik uji yang digunakan adalah sebagai berikut :

$$G = -2 \ln \left[\frac{L_0(\boldsymbol{\beta})}{L_p(\boldsymbol{\beta})} \right] = -2 [\ln L_0(\boldsymbol{\beta}) - \ln L_p(\boldsymbol{\beta})] \quad (2.39)$$

$L_0(\boldsymbol{\beta})$ yaitu fungsi kemungkinan dari himpunan parameter di bawah H_0 atau $L_0(\boldsymbol{\beta}) = L(\beta_0, \theta)$ dan $L_p(\boldsymbol{\beta}) = L(\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p, \theta)$.

Penjabaran dari $L_0(\boldsymbol{\beta})$ adalah sebagai berikut :

$$L_0(\boldsymbol{\beta}) = L(\beta_0, \theta)$$

$$L_0(\boldsymbol{\beta}) = \prod_i \binom{n_i}{y_i} \frac{\left[\prod_{k=0}^{y_i-1} \left(\frac{\exp(\beta_0)}{1 + \exp(\beta_0)} + k\theta \right) \right] \left[\prod_{k=0}^{n_i-y_i-1} \left(1 - \frac{\exp(\beta_0)}{1 + \exp(\beta_0)} + k\theta \right) \right]}{\prod_{k=0}^{n_i-1} (1 + k\theta)}$$

$$\begin{aligned} \ln L_0(\boldsymbol{\beta}) &= \sum_i \sum_{k=0}^{y_i-1} \ln \left(\frac{\exp(\beta_0)}{1 + \exp(\beta_0)} + k\theta \right) + \sum_i \sum_{k=0}^{n_i-y_i-1} \ln \left(1 - \frac{\exp(\beta_0)}{1 + \exp(\beta_0)} + k\theta \right) \\ &\quad - \sum_i \sum_{k=0}^{n_i-1} \ln(1 + k\theta) \end{aligned}$$

$$\ln L_0(\boldsymbol{\beta}) = \sum_i \sum_{k=0}^{y_i-1} \ln(k\theta) + \sum_i \sum_{k=0}^{n_i-y_i-1} \ln(k\theta) - \sum_i \sum_{k=0}^{n_i-1} \ln(k\theta)$$

Penjabaran dari $L_p(\boldsymbol{\beta})$ adalah sebagai berikut :

$$L_p(\boldsymbol{\beta}) = L(\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p, \theta)$$

$$L_p(\boldsymbol{\beta}) = \prod_i \binom{n_i}{y_i} \frac{\left[\prod_{k=0}^{y_i-1} \left(\frac{\exp(X_j, \boldsymbol{\beta})}{1 + \theta \exp(X_j, \boldsymbol{\beta})} + k\theta \right) \right] \left[\prod_{k=0}^{n_i-y_i-1} \left(1 - \frac{\exp(X_j, \boldsymbol{\beta})}{1 + \theta \exp(X_j, \boldsymbol{\beta})} + k\theta \right) \right]}{\prod_{k=0}^{n_i-1} (1 + k\theta)}$$

$$\begin{aligned} \ln L_p(\boldsymbol{\beta}) &= \sum_i \sum_{k=0}^{y_i-1} \ln \left(\frac{\exp(X_j, \boldsymbol{\beta})}{1 + \theta \exp(X_j, \boldsymbol{\beta})} + k\theta \right) + \sum_i \sum_{k=0}^{n_i-y_i-1} \ln \left(1 - \frac{\exp(X_j, \boldsymbol{\beta})}{1 + \theta \exp(X_j, \boldsymbol{\beta})} + k\theta \right) \\ &\quad - \sum_i \sum_{k=0}^{n_i-1} \ln(1 + k\theta) \end{aligned}$$

$$\ln L_p(\beta) = \sum_i \sum_{k=0}^{y_i-1} \ln(1-\theta) \exp(X_i, \beta) + \sum_i \sum_{k=0}^{y_i-1} \ln(k\theta) - \sum_i \sum_{k=0}^{n_i-y_i-1} \ln(1-\theta) \exp(X_i, \beta) \\ + \sum_i \sum_{k=0}^{n_i-y_i-1} \ln(k\theta) - \sum_i \sum_{k=0}^{n_i-1} \ln(k\theta)$$

persamaan (2.39) menjadi sebagai berikut :

$$G = -2 \left[- \left[\sum_i \sum_{k=0}^{y_i-1} \ln(1-\theta) \exp(X_i, \beta) - \sum_i \sum_{k=0}^{n_i-y_i-1} \ln(1-\theta) \exp(X_i, \beta) \right] \right]$$

Statistik uji G mengikuti sebaran χ^2 dengan derajat bebas ν , di mana ν menyatakan banyak parameter di bawah H_0 . Jika $G \leq \chi^2_{(1-\alpha; \nu)}$ hipotesis nol diterima, sedangkan jika $G > \chi^2_{(1-\alpha; \nu)}$ hipotesis nol ditolak, di mana α adalah taraf nyata yang digunakan (Kutner dkk, 2004).

2. Pengujian Secara Parsial

Uji ini dilakukan menguji signifikansi dari koefisien regresi setiap peubah bebas dalam model terhadap peubah respon (Kutner dkk, 2004). Hipotesis yang digunakan adalah :

$$H_0: \beta_j = 0$$

$$H_1: \beta_j \neq 0 \quad (j = 1, \dots, p)$$

Statistik uji yang digunakan statistik *Wald*, yaitu :

$$W_j = \frac{\hat{\beta}_j}{SE(\hat{\beta}_j)} \quad (2.40)$$

di mana :

$$Var(\hat{\beta}_j) = [H(\beta_j)]^{-1} \quad SE(\hat{\beta}_j) = \sqrt{Var(\hat{\beta}_j)}$$

Statistik uji W ini mengikuti sebaran normal baku. Hipotesis nol diterima jika $|W_j| \leq Z_{(1-\alpha/2)}$ sedangkan jika $|W_j| > Z_{(1-\alpha/2)}$ hipotesis nol ditolak, di mana α adalah taraf nyata yang digunakan.

2.9. Uji Kesesuaian Model

Selisih nilai pengamatan dengan nilai prediksi untuk GLM dengan komponen acak binomial dapat diketahui melalui statistik uji *Pearson*. Statistik uji *Pearson* dinyatakan sebagai berikut (Agresti, 2002) :

$$X^2 = \sum_{i=1}^{i=N} e_i^2 \quad (2.41)$$

di mana :

$$e_i = \frac{y_i - n_i \hat{\pi}_i}{\sqrt{n_i \hat{\pi}_i (1 - \hat{\pi}_i)}} \quad (2.42)$$

dengan :

X^2	= statistik uji <i>Pearson</i>
e_i	= sisaan <i>Pearson</i> pada pengamatan ke- i
y_i	= banyak sukses pada pengamatan ke- i
n_i	= populasi pada pengamatan ke- i
$\hat{\pi}_i$	= peluang prediksi Y pada pengamatan ke- i

Statistik uji ini dapat digunakan sebagai *goodness of fit* untuk pengujian kesesuaian model berlandaskan hipotesis :

H_0 : model sesuai

H_1 : model tidak sesuai

Statistik uji *Pearson* mengikuti sebaran χ^2 dengan derajat bebas $N - p$, ketika n_i besar dan $p < N$. H_0 ditolak jika $X^2 > \chi^2_{(1-\alpha; N-p)}$, di mana N menyatakan ukuran contoh, dan p menyatakan banyak parameter dalam model (Kutner dkk, 2004).

Nilai statistik uji *Pearson* yang besar menunjukkan model tidak sesuai. Apabila rasio antara nilai statistik uji *Pearson* dengan derajat bebas melebihi 1, maka dikatakan ragam dari data dalam bentuk jumlah

(count) binomial melebihi ragam yang diprediksi oleh distribusi binomial atau dapat dikatakan model mengalami overdispersi. Apabila rasio antara nilai statistik uji *Pearson* dengan derajat bebas mendekati 1, maka dikatakan model tidak mengalami overdispersi. (Ramsey dan Schafer, 2013).

2.10. Pemilihan Model Terbaik

Menurut Kutner dkk (2004) pemilihan model terbaik dilakukan dengan melihat nilai *AIC* (*Akaike Information Criterion*). Adapun persamaan yang digunakan untuk menghitung nilai *AIC* adalah sebagai berikut :

$$AIC = -2 \ln L(\beta) + 2p \quad (2.43)$$

di mana p menunjukkan banyak parameter dalam model. Model terbaik adalah model yang memiliki nilai *AIC* terkecil.

2.11. Interpretasi Koefisien Regresi Model Logit

Proses selanjutnya setelah mendapatkan koefisien parameter yang signifikan adalah melakukan interpretasi terhadap koefisien parameter tersebut. Menurut Hosmer dan Lemeshow (2000), odds rasio adalah parameter yang lebih mudah dipahami maknanya dari pada parameter β pada model logit regresi logistik. Odds adalah perbandingan peluang suatu kejadian sukses dengan peluang kejadian gagal.

Menurut Kutner dkk (2004) apabila terdapat satu buah peubah bebas, maka berdasarkan persamaan (2.11) penduga model logit regresi logistik pada saat $X = X_j$ dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\text{logit} \left[\hat{\pi}(X_j) \right] = \beta_0 + \beta_1 X_j \quad (2.44)$$

Penduga model logit regresi logistik pada saat $X = X_j + 1$ dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\text{logit} \left[\hat{\pi}(X_j + 1) \right] = \beta_0 + \beta_1 (X_j + 1) \quad (2.45)$$

Berdasarkan persamaan (2.9), maka persamaan (2.44) adalah log dari penduga odds ketika $X = X_j$, sedangkan persamaan (2.45) adalah log dari penduga odds ketika $X = X_j + 1$. Perbedaan antara dua nilai yang dihasilkan oleh persamaan (2.45) dan (2.44) adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
\text{logit}[\hat{\pi}(X_j + 1)] - \text{logit}[\hat{\pi}(X)] &= \beta_1 \\
\log(\text{odds}_2) - \log(\text{odds}_1) &= \beta_1 \\
\log\left(\frac{\text{odds}_2}{\text{odds}_1}\right) &= \beta_1 \\
\log\text{OR} &= \beta_1 \\
\text{OR} &= \exp(\beta_1) \tag{2.46}
\end{aligned}$$

Persamaan (2.46) menunjukkan odds ratio yang dapat digunakan pula untuk interpretasi koefisien regresi pada model logit regresi beta binomial.

Sebagai contoh, X_j menunjukkan penurunan harga yang ditawarkan oleh kupon, n_j menunjukkan banyak rumah tangga yang menerima kupon dengan penurunan harga sebesar X_j , dan Y_j menunjukkan banyaknya kupon yang ditebus. Apabila didapatkan $\text{OR} = \exp(\beta_1) = \exp(0.096834) = 1.102$, maka dapat dikatakan odds dari sebuah kupon yang ditebus diduga meningkat 10.2% untuk setiap penurunan satu dollar harga yang ditawarkan oleh kupon (Kutner dkk, 2004).

2.12. Kemiskinan

Kemiskinan bukan masalah yang asing dalam suatu negara, khususnya Indonesia. Penduduk miskin menyebar tidak merata di seluruh kepulauan Indonesia. Menurut BPS (2012) penduduk miskin adalah penduduk yang memiliki rata – rata pengeluaran per kapita per bulan di bawah garis kemiskinan. Garis kemiskinan adalah besarnya nilai rupiah pengeluaran per kapita setiap bulan untuk memenuhi kebutuhan dasar minimum makanan dan non makanan yang dibutuhkan oleh seorang individu untuk tetap berada pada kehidupan yang layak.

Fenomena kemiskinan bersifat kompleks. Faktor politik-ekonomi, faktor sosial-ekonomi, hingga ekologi fisik merupakan faktor penyebab dari fenomena kemiskinan (Mubyarto dkk.,1996). Dari segi politik-ekonomi, kemiskinan merupakan produk kekuatan ekonomi, produksi, dan kekuasaan yang buruk. Kekuasaan yang mendorong penumpukan

kekayaan pada satu pihak akan mempercepat fenomena kemiskinan. Dari segi sosial-ekonomi, kemiskinan disebabkan oleh tidak adanya sarana produksi bagi penduduk untuk memanfaatkan hasil pembangunan. Ekologi fisik merupakan katalis fenomena kemiskinan. Kondisi kurang gizi, kerusakan lingkungan, tersebarinya penyakit menyebabkan fenomena kemiskinan semakin berkembang.

Daerah pedesaan lebih rentan memiliki banyak penduduk miskin. Berbagai strategi dilakukan untuk menanggulangi fenomena kemiskinan. Salah satunya dengan cara mengukur kinerja pembangunan melalui penggunaan indikator statistik yang memenuhi standar pengukuran yang disepakati secara internasional (BPS:2011). Hal ini sangatlah penting karena analisis terhadap data kemiskinan yang akurat dapat menentukan target bagi pengambil kebijakan untuk memperbaiki kualitas hidup penduduk miskin. Berikut ini adalah indikator statistik yang diduga mempengaruhi proporsi penduduk miskin di Pulau Jawa :

1. Status Wilayah (SW)

Dalam ensiklopedia bebas, Wikipedia (2013) kabupaten dan kota adalah pembagian wilayah administratif di Indonesia setelah provinsi. Keduanya merupakan daerah otonom yang diberi wewenang mengatur dan mengurus urusan pemerintahannya sendiri. Oleh sebab itu, status wilayah, yang berupa kabupaten atau kota dapat jadi mempengaruhi proporsi kemiskinan. Status wilayah mewakili salah satu faktor penyebab dari fenomena kemiskinan, yaitu faktor ekologi fisik.

2. Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) Per Kapita Atas Dasar Harga Berlaku

Menurut Suliswanto (2010) kenaikan produksi suatu negara atau kenaikan pendapatan per kapita suatu negara berkaitan dengan pertumbuhan ekonomi. Pertumbuhan ekonomi sangat berkaitan dengan Produk Domestik Bruto (PDB) atau dalam lingkup daerah disebut Produk Domestik Regional Bruto (PDRB). Menurut BPS (2011) dalam Definisi Istilah Penanggulangan Kemiskinan oleh Tim Nasional Percepatan Penanggulangan Kemiskinan (TNP2K) PDRB per kapita atas dasar harga berlaku menunjukkan nilai PDRB per kepala atau per satu orang penduduk. Sedangkan PDRB itu sendiri adalah nilai keseluruhan semua barang dan jasa yang diproduksi dalam suatu wilayah dalam suatu jangka waktu tertentu biasanya satu tahun. PDRB

Per Kapita Atas Dasar Harga Berlaku mewakili salah satu faktor penyebab dari fenomena kemiskinan, yaitu faktor politik-ekonomi

3. Indeks Pembangunan Manusia (IPM)

IPM adalah salah satu ukuran pembangunan yang mampu menangkap tidak hanya perkembangan ekonomi, akan tetapi juga perkembangan aspek sosial dan kesejahteraan manusia (Bappeda Samarinda, 2008). Nilai IPM didapatkan dengan menghitung rata – rata dari tiga komponen yaitu lamanya hidup, tingkat pendidikan, dan tingkat kehidupan yang layak. Lamanya hidup diukur dengan harapan hidup saat lahir, tingkat pendidikan diukur dengan kombinasi antara angka melek huruf pada penduduk dewasa dan rata – rata lama sekoah, sedangkan tingkat kehidupan diukur dengan pengeluaran per kapita yang telah disesuaikan. Angka IPM berkisar antara 0 hingga 100. Semakin mendekati 100, maka hal tersebut merupakan indikasi pembangunan manusia yang semakin baik. Berdasarkan nilai IPM, UNDP membagi status pembangunan manusia kedalam tiga kriteria yaitu:

kategori rendah : nilai IPM < 50,
kategori sedang atau menengah : nilai IPM antara 50-80,
kategori tinggi : nilai IPM > 80.

Sedangkan untuk keperluan perbandingan antar kabupaten/kota tingkatan status menengah dirinci lagi menjadi menengah-bawah bila nilai IPM antara 50-66, dan menengah-atas bila nilai IPM antara 66-80 (Bappeda Samarinda, 2008). IPM mewakili salah satu faktor penyebab dari fenomena kemiskinan, yaitu faktor sosial-ekonomi.

4. Pengeluaran Per Kapita yang Disesuaikan (PK)

Menurut BPS (2011) dalam Definisi Istilah Penanggulangan Kemiskinan oleh Tim Nasional Percepatan Penanggulangan Kemiskinan (TNP2K) pengeluaran per kapita yang disesuaikan seringkali disebut dengan daya beli, yaitu kemampuan masyarakat dalam membelanjakan uangnya dalam bentuk barang maupun jasa. Semakin rendah nilai daya beli suatu masyarakat menunjukkan kondisi perekonomian pada saat itu sedang memburuk. PK mewakili salah satu faktor penyebab dari fenomena kemiskinan, yaitu faktor sosial-ekonomi

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



BAB III

METODE PENELITIAN

3.1. Sumber Data

Penelitian dalam skripsi ini menggunakan data kemiskinan sebanyak 116 kabupaten /kota di Pulau Jawa tahun 2008 dan 2010. Data kemiskinan tahun 2008 sebagai data tahun 2008, sedangkan data kemiskinan tahun 2010 sebagai data tahun 2010. Data selengkapnya terdapat pada Lampiran 1. Adapun peubah – peubah yang digunakan yaitu :

- n_i : jumlah penduduk di kabupaten / kota ke- i
 y_i : jumlah penduduk miskin di kabupaten / kota ke- i
SW : status wilayah , di mana 0 menunjukkan kabupaten, sedangkan 1 menunjukkan kota
PDRB : Produk Domestik Regional Bruto Per Kapita Atas Dasar Harga Berlaku (ribu rupiah)
IPM : Indeks Pembangunan Manusia
PK : Pengeluaran per kapita yang disesuaikan (ribu rupiah)

Sumber data 1:

(Tim Nasional Percepatan Penanggulangan Kemiskinan, 2010 dan Badan Pusat Statistik, 2011)

Sumber data 2:

(Tim Nasional Percepatan Penanggulangan Kemiskinan, 2011 dan Badan Pusat Statistik, 2012)

3.2. Metode Analisis Data

Langkah – langkah analisis data yang dilakukan pada penelitian ini adalah sebagai berikut :

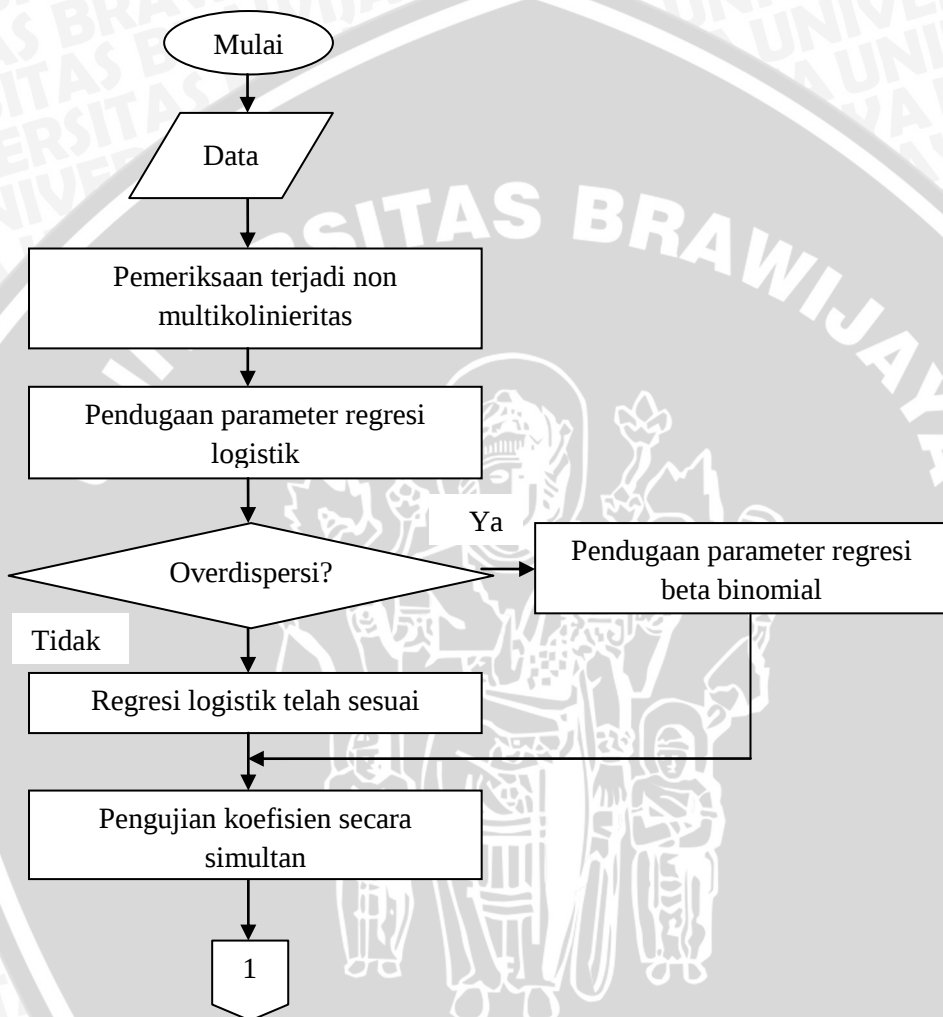
1. Memeriksa multikolinieritas antar peubah bebas dengan melihat nilai VIF berdasarkan persamaan (2.38). Apabila nilai VIF kurang dari 10 menandakan tidak terdapat multikolinieritas antar peubah bebas.

2. Menduga parameter regresi logistik dengan menggunakan metode kemungkinan maksimum berdasarkan persamaan (2.13).

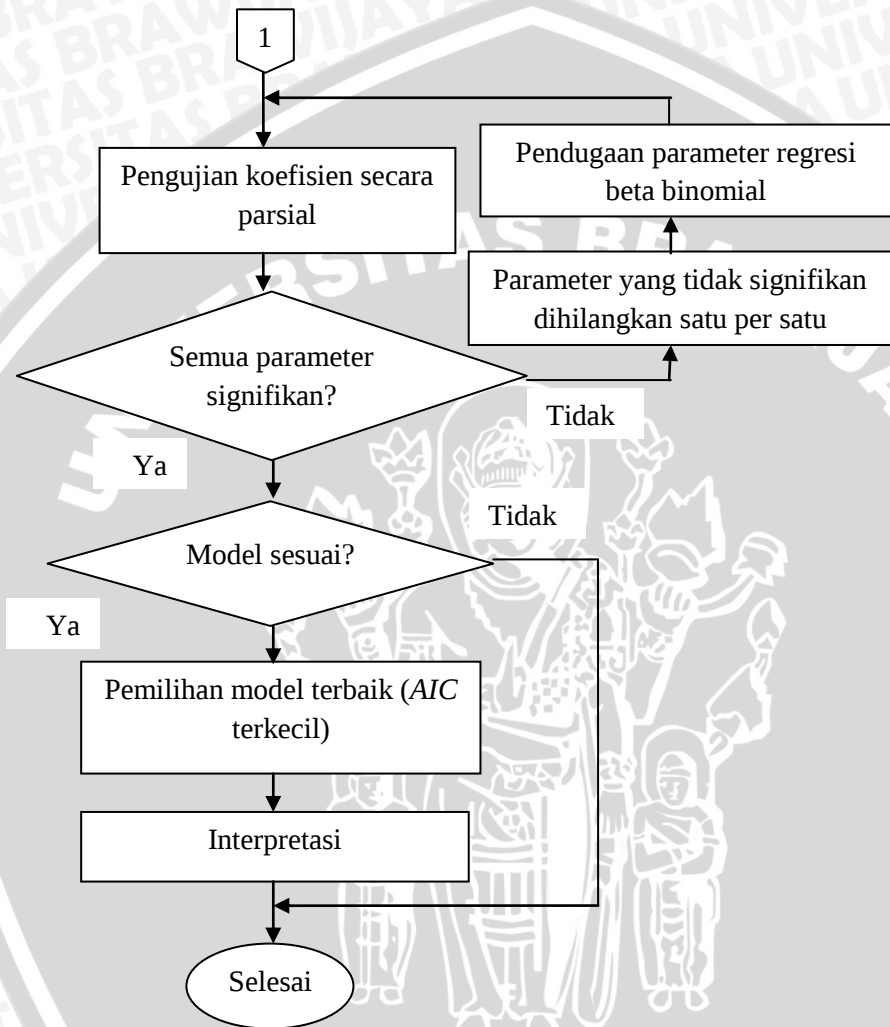
Dari hasil pendugaan didapatkan $\hat{\beta}_i$, kemudian didapatkan nilai statistik *Pearson*.

3. Mendeteksi overdispersi dengan menggunakan nilai statistik *Pearson* berdasarkan persamaan (2.41). Apabila rasio antara statistik *Pearson* dengan derajat bebas sama dengan 1, diindikasikan tidak terjadi overdispersi. Apabila rasio antara statistik *Pearson* dengan derajat bebas melebihi 1, diindikasikan terjadi overdispersi.
4.
 - 1). Apabila tidak terjadi overdispersi, maka hasil pendugaan parameter regresi logistik telah sesuai.
 - 2). Apabila terjadi overdispersi, maka membentuk model regresi beta binomial. Pendugaan parameter regresi beta binomial dengan menggunakan metode kemungkinan maksimum.
5. Melakukan pengujian signifikansi parameter regresi secara simultan menggunakan *likelihood ratio test* berdasarkan persamaan (2.39) dan mengambil kesimpulan dengan cara membandingkan nilai G dengan nilai χ^2 pada taraf nyata $\alpha = 0.05$. Jika hasil pengujian ini tidak signifikan maka model regresi yang digunakan tidak sesuai.
6. Memeriksa pengaruh parameter secara parsial menggunakan statistik uji *Wald* berdasarkan persamaan (2.40). Peubah bebas dikeluarkan satu per satu dari model, apabila parameter tidak signifikan. Parameter yang lebih dahulu dikeluarkan adalah parameter yang paling tidak signifikan.
7. Melakukan pengujian kesesuaian model dengan menggunakan statistik uji *Pearson* berdasarkan persamaan (2.41).
8. Melakukan pemilihan model terbaik adalah dengan melihat nilai *AIC* berdasarkan persamaan (2.43) untuk tiap model. Model terbaik yaitu model yang memiliki nilai *AIC* terkecil.
9. Melakukan interpretasi model regresi terbaik dengan melihat *Odds Ratio* berdasarkan persamaan (2.46).

Diagram alir dari metode penelitian disajikan pada Gambar 3.1. Adapun *software* yang digunakan dalam penelitian ini adalah Minitab dan SAS 9.3.



Gambar 3.1. Diagram Alir Metode Penelitian



Gambar 3.1. (Lanjutan)

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Pemeriksaan Non Multikolinieritas

Data dalam penelitian ini menggunakan dua data kemiskinan menurut kabupaten/kota di Pulau Jawa, yaitu data kemiskinan tahun 2008 sebagai data tahun 2008, sedangkan data kemiskinan tahun 2010 sebagai data tahun 2010. Peubah bebas yang digunakan antara lain Status Wilayah (SW), Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) Per Kapita Atas Dasar Harga Berlaku, Indeks Pembangunan Manusia (IPM), dan Pengeluaran Per Kapita yang Disesuaikan (PK), sedangkan peubah respon yang digunakan berupa data proporsi dari jumlah penduduk miskin di setiap kabupaten/kota terhadap jumlah penduduk.

Suatu peubah respon yang berbentuk proporsi memiliki nilai dalam selang (0,1). Model regresi logistik digunakan untuk menghubungkan peubah respon yang berbentuk proporsi dengan peubah bebas. Menurut Hosmer dan Lemeshow (2000) regresi logistik sensitif terhadap kolinieritas di antara peubah bebas yang terdapat di dalam model, sehingga terlebih dahulu dilakukan pemeriksaan non multikolinieritas terhadap data tahun 2008 dan 2010.

Pemeriksaan tidak terjadinya multikolinieritas dilakukan dengan melihat nilai VIF seperti pada persamaan (2.41). R_j^2 diperoleh dari regresi linier antara X_j sebagai peubah respon dengan peubah bebas selain X_j . Tabel 4.1 menunjukkan nilai VIF masing – masing peubah untuk data tahun 2008 dan 2010. Hasil selengkapnya pada Lampiran 2.

Tabel 4.1. Hasil Pemeriksaan Non Multikolinieritas

Peubah	Nilai VIF	
	Data tahun 2008	Data tahun 2010
PDRB	1.410	1.326
IPM	2.160	1.946
PK	1.678	1.550
SW	2.075	2.222

Menurut Montgomery dan Peck (1991) apabila salah satu dari nilai VIF lebih dari 10, maka dapat diidentifikasi peubah bebas berhubungan erat

dengan peubah-peubah bebas lain atau dengan kata lain terdapat masalah multikolinieritas. Nilai *VIF* masing – masing peubah untuk kedua data tersebut kurang dari 10, sehingga dapat dikatakan tidak terjadi mutikolinieritas antar peubah bebas.

4.2. Pendugaan Parameter Regresi Logistik

Model regresi logistik selanjutnya digunakan untuk menghubungkan peubah respon yang berbentuk proporsi dari jumlah penduduk miskin di setiap kabupaten/kota terhadap jumlah penduduk dengan peubah bebas yang meliputi SW, PDRB, IPM, dan PK. Hasil pendugaan parameter untuk model regresi logistik dengan metode pendekatan kemungkinan maksimum berdasarkan fungsi kepekatan peluang distribusi binomial dan metode untuk mendapatkan solusi non linier menggunakan metode iterasi Newton-Raphson. Model penuh yang diperoleh dengan *software* SAS 9.3 terdapat pada Lampiran 4, secara ringkas disajikan pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2. Hasil Pendugaan Parameter Regresi Logistik

Data tahun 2008				
Peubah Bebas	Koefisien	Galat Baku	Statistik uji <i>Wald</i>	Nilai P
Konstanta	0.5153	0.0498	107.17	<.0001
SW	-0.5046	0.0011	229406	<.0001
PDRB	-0.0039	0.0000	37286.1	<.0001
IPM	-0.0715	0.0001	543551	<.0001
PK	0.0046	0.0001	2896.92	<.0001
Data tahun 2010				
Peubah Bebas	Koefisien	Galat Baku	Statistik uji <i>Wald</i>	Nilai P
Konstanta	-2.5655	0.0267	9239.07	<.0001
SW	-0.4304	0.0011	145050	<.0001
PDRB	-0.0040	0.0000	53702.5	<.0001
IPM	-0.0738	0.0001	557115	<.0001
PK	0.0095	0.0000	43789.5	<.0001

Adapun model penuh regresi logistik untuk data tahun 2008 adalah sebagai berikut :

$$\text{logit} [\hat{\pi}(\mathbf{x}_i)] = 0.5153 - 0.5046W_i - 0.0039PDRB_i - 0.0715IPM_i + 0.0046PK_i$$

Adapun model penuh regresi logistik untuk data tahun 2010 adalah sebagai berikut :

$$\text{logit} [\hat{\pi}(\mathbf{x}_i)] = -2.5655 - 0.4304SW_i - 0.0040PDRB_i - 0.0738IPM_i + 0.0095PK_i$$

4.3. Pemeriksaan Overdispersi

Pemeriksaan overdispersi pada regresi logistik dilakukan dengan membagi nilai statistik uji *Pearson* dengan derajat bebas. Statistik uji *Pearson* diperoleh dari pendugaan parameter model penuh regresi logistik. Menurut Ramsey dan Schafer (2013) apabila rasio antara statistik *Pearson* dengan derajat bebas sama dengan 1, diindikasikan tidak terjadi overdispersi. Apabila rasio antara statistik *Pearson* dengan derajat bebas melebihi 1, diindikasikan terjadi overdispersi.

Berdasarkan output *software* SAS 9.3 pada Lampiran 4, rasio antara statistik uji *Pearson* dengan derajat bebas untuk data tahun 2008 sebesar 22641.4096, sedangkan untuk data tahun 2010 sebesar 17093.3381. Hal ini menunjukkan bahwa pada data tahun 2008 dan 2010 terjadi overdispersi.

Overdispersi pada data kemiskinan menurut kabupaten/kota di Pulau Jawa disebabkan adanya korelasi antara peubah respon. Menurut Mubyarto dkk (1996) penyebab utama kemiskinan bisa amat bervariasi. Kemiskinan bisa merupakan produk dari faktor lingkungan, faktor ekonomi-politik, faktor kebijaksanaan politik, dan sebagainya. Oleh sebab itu, sangat dimungkinkan terdapat hubungan antar penduduk yang tinggal di suatu wilayah yang sama.

Jika terjadi overdispersi, hasil pendugaan parameter untuk model regresi logistik kurang sesuai. Oleh karena itu, digunakan model regresi yang lebih sesuai untuk menangani overdispersi, yaitu regresi beta binomial.

4.4. Pemodelan Regresi Beta Binomial

Hasil pendugaan parameter untuk model regresi beta binomial dengan metode pendugaan kemungkinan maksimum dan metode untuk mendapatkan solusi dari model non linier menggunakan metode iterasi Newton-Raphson. Model penuh yang diperoleh dengan menggunakan *software* SAS 9.3 yaitu:

Data tahun 2008

$$\text{logit}(\mu_i) = 2.0146 - 0.4321SW_i - 0.00251PDRB_i - 0.061271IPM_i + 0.001172PK_i$$

Data tahun 2010

$$\text{logit}(\mu_i) = 0.2517 - 0.3627SW_i - 0.00202PDRB_i - 0.06179IPM_i + 0.003837PK_i$$

Hasil selengkapnya terdapat pada Lampiran 6.

4.5. Pengujian Signifikansi Parameter Regresi

4.5.1. Pengujian secara Simultan

Pengujian signifikansi parameter regresi secara simultan didasarkan pada statistik uji G . Berdasarkan hasil pendugaan parameter model penuh regresi beta binomial untuk data kemiskinan menurut kabupaten/kota di Pulau Jawa tahun 2008 pada Lampiran 6, diperoleh nilai G sebesar 2798.0 dengan $\chi^2_{(0.95,4)} = 9.488$. Statistik uji $G > \chi^2_{(0.95,5)}$, sehingga dapat dikatakan bahwa hasil dari pendugaan parameter model penuh regresi beta binomial untuk data tahun 2008 secara keseluruhan memiliki pengaruh terhadap proporsi penduduk miskin di Pulau Jawa.

Hasil pendugaan parameter untuk model penuh regresi beta binomial untuk data kemiskinan menurut kabupaten/kota di Pulau Jawa tahun 2010 pada Lampiran 5, diperoleh nilai G sebesar 2758.4 dengan $\chi^2_{(0.95,4)} = 9.488$. Statistik uji $G > \chi^2_{(0.95,5)}$, sehingga dapat dikatakan bahwa hasil dari pendugaan parameter model penuh regresi beta binomial untuk data tahun 2010 secara keseluruhan menentukan proporsi penduduk miskin di Pulau Jawa. Selanjutnya dilakukan pengujian signifikansi parameter regresi secara parsial.

4.5.2. Pengujian secara Parsial

Pengujian signifikansi parameter regresi secara parsial untuk model penuh regresi beta binomial didasarkan pada nilai P untuk

statistik uji *Wald* yang secara ringkas disajikan pada Tabel 4.3 dan secara lengkap dapat dilihat pada Lampiran 6.

Tabel 4.3. Hasil Uji Parsial Koefisien Regresi Beta Binomial (Model Penuh)

Data tahun 2008				
Peubah bebas	Koefisien	Galat Baku	Statistik uji <i>Wald</i>	Nilai P
Konstanta	2.0146	7.3656	0.27	0.7845
SW	-0.4321	0.1157	-3.74	0.0002
PDRB	-0.00251	0.001835	-1.37	0.1719
IPM	-0.06127	0.01365	-4.49	<.0001
PK	0.001172	0.01265	0.09	0.9261
Data tahun 2010				
Peubah bebas	Koefisien	Galat Baku	Statistik uji <i>Wald</i>	Nilai P
Konstanta	0.2517	3.1076	0.08	0.9355
SW	-0.3627	0.1197	-3.03	0.0025
PDRB	-0.00202	0.001440	-1.40	0.1608
IPM	-0.06179	0.01217	-5.08	<.0001
PK	0.003837	0.005314	0.72	0.4703

Tabel 4.3 menunjukkan bahwa penggunaan peubah SW dan IPM signifikan dalam pendugaan parameter untuk model penuh dari model regresi beta binomial pada data kemiskinan menurut kabupaten/kota di Pulau Jawa tahun 2008. Hal ini dikarenakan nilai P untuk statistik uji *Wald* peubah SW dan IPM berturut – turut sebesar 0.0002 dan <0.0001 lebih kecil dari 0.05. Adapun penggunaan peubah PDRB dan PK tidak signifikan dalam pendugaan parameter untuk model penuh dari model regresi beta binomial karena nilai P untuk statistik uji *Wald* peubah PDRB dan PK berturut – turut sebesar 0.1719 dan 0.9261, dan 0.0798 melebihi 0.05. Pendugaan parameter dispersi bernilai 51.4950.

Berdasarkan Tabel 4.3 hasil pengujian signifikansi parameter regresi secara parsial untuk model penuh regresi beta binomial pada data kemiskinan menurut kabupaten/kota di Pulau Jawa tahun 2010 memberikan hasil yang sama dengan data kemiskinan tahun 2008, yaitu bahwa penggunaan peubah SW dan IPM signifikan dalam pendugaan

parameter untuk model penuh dari model regresi beta binomial. Hal ini dikarenakan nilai P untuk statistik uji *Wald* peubah SW dan IPM berturut – turut sebesar 0.0025 dan <0.0001 lebih kecil dari 0.05. Adapun nilai P untuk statistik uji *Wald* peubah PDRB dan PK berturut – turut sebesar 0.1608 dan 0.4703 melebihi 0.05, sehingga dapat dikatakan bahwa penggunaan peubah PDRB dan PK pada data tahun 2010 tidak signifikan dalam pendugaan parameter untuk model penuh dari model regresi beta binomial. Pendugaan parameter dispersi bernilai 67.1747

Parameter yang tidak signifikan pada model penuh regresi beta binomial dikeluarkan satu per satu dari model. Parameter yang paling tidak signifikan pada Tabel 4.3 untuk data tahun 2008 adalah koefisien dari peubah PK. Demikian pula, parameter yang paling tidak signifikan untuk data tahun 2010 adalah koefisien dari peubah PK. Peubah PK pada data tahun 2008 dan 2010 dikeluarkan dari model, kemudian dilakukan pendugaan parameter regresi beta binomial (tanpa peubah PK) dan dilakukan uji parsial. Berdasarkan Lampiran 7 didapatkan model regresi beta binomial tanpa peubah PK adalah sebagai berikut :

Data tahun 2008

$$\text{logit}(\mu_i) = 2.6941 - 0.4329SW_i - 0.00255PDRB_i - 0.06048IPM_i$$

Data tahun 2010

$$\text{logit}(\mu_i) = 2.4217 - 0.3333SW_i - 0.00231PDRB_i - 0.05802IPM_i$$

Pengujian signifikansi parameter regresi secara parsial untuk model regresi beta binomial tanpa peubah PK didasarkan pada nilai P untuk statistik uji *Wald* yang secara ringkas disajikan pada Tabel 4.4.

Tabel 4.4. Hasil Uji Parsial Koefisien Regresi Beta Binomial (tanpa peubah PK)

Data tahun 2008				
Peubah Bebas	Koefisien	Galat Baku	Statistik uji <i>Wald</i>	Nilai P
Konstanta	2.6941	0.7305	3.69	0.0002
SW	-0.4329	0.1154	-3.75	0.0002
PDRB	-0.00255	0.001772	-1.44	0.1501

Tabel 4.4. Lanjutan

Peubah Bebas	Koefisien	Galat Baku	Statistik uji <i>Wald</i>	Nilai P
IPM	-0.06048	0.01068	-5.66	<.0001
Data tahun 2010				
Peubah Bebas	Koefisien	Galat Baku	Statistik uji <i>Wald</i>	Nilai P
Konstanta	2.4217	0.7816	3.10	0.0019
SW	-0.3333	0.1129	-2.95	0.0032
PDRB	-0.00231	0.001381	-1.67	0.0945
IPM	-0.05802	0.01114	-5.21	<.0001

Tabel 4.4 menunjukkan bahwa nilai P untuk pendugaan parameter koefisien SW dan IPM pada data kemiskinan menurut kabupaten/kota di Pulau Jawa tahun 2008 berturut – turut sebesar 0.0002 dan <0.0001. Nilai $P < 0.05$ menunjukkan bahwa penggunaan peubah SW dan IPM pada data tahun 2008 signifikan dalam pendugaan parameter untuk model regresi beta binomial tanpa peubah PK. Tabel 4.4 juga menunjukkan bahwa terdapat satu parameter yang tidak signifikan pada data tahun 2008 yaitu koefisien dari peubah PDRB, karena nilai P untuk statistik uji *Wald* sebesar $0.1501 > 0.05$. Pendugaan parameter dispersi bernilai 51.4934.

Hal serupa juga terjadi pada data kemiskinan menurut kabupaten/kota di Pulau Jawa tahun 2010. Berdasarkan Tabel 4.4 nilai P dari statistik uji *Wald* untuk pendugaan parameter koefisien SW dan IPM berturut – turut sebesar 0.0032 dan <0.0001. Nilai $P < 0.05$ menunjukkan bahwa penggunaan peubah SW dan IPM pada data tahun 2010 signifikan dalam pendugaan parameter untuk model regresi beta binomial tanpa peubah PK. Tabel 4.4 juga menunjukkan bahwa terdapat satu parameter yang tidak signifikan yaitu koefisien dari peubah PDRB, karena nilai P untuk statistik uji *Wald* sebesar $0.0945 > 0.05$. Pendugaan parameter dispersi bernilai 66.8811.

Parameter yang paling tidak signifikan pada Tabel 4.4 untuk data tahun 2008 dan 2010 yaitu koefisien dari peubah PDRB dikeluarkan dari model. Selanjutnya, dilakukan pendugaan parameter regresi beta binomial (tanpa peubah PK dan PDRB) dan dilakukan uji parsial.

Berdasarkan Lampiran 8 didapatkan model regresi beta binomial tanpa peubah PK dan PDRB adalah sebagai berikut :

Data tahun 2008

$$\text{logit}(\mu_i) = 2.8471 - 0.4781SW_i - 0.06312IPM_i$$

Data tahun 2010

$$\text{logit}(\mu_i) = 2.5645 - 0.3858SW_i - 0.06050IPM_i$$

Pengujian signifikansi parameter regresi secara parsial untuk model regresi beta binomial tanpa peubah PK dan PDRB didasarkan pada nilai P untuk statistik uji *Wald* yang secara ringkas disajikan pada Tabel 4.5.

Tabel 4.5. Hasil Uji Parsial Koefisien Regresi Beta Binomial (tanpa peubah PK dan PDRB)

Data tahun 2008				
Peubah bebas	Koefisien	Galat Baku	Statistik uji <i>Wald</i>	Nilai P
Konstanta	2.8471	0.7291	3.90	<.0001
SW	-0.4781	0.1133	-4.22	<.0001
IPM	-0.06312	0.01062	-5.94	<.0001
Data tahun 2010				
Peubah bebas	Koefisien	Galat baku	Statistik uji <i>Wald</i>	Nilai P
Konstanta	2.5645	0.7882	3.25	0.0011
SW	-0.3858	0.1118	-3.45	0.0006
IPM	-0.06050	0.01121	-5.40	<.0001

Melalui uji parsial koefisien regresi beta binomial (tanpa peubah PK dan PDRB) pada Tabel 4.5 didapatkan hasil bahwa semua koefisien peubah pada data kemiskinan menurut kabupaten/kota di Pulau Jawa tahun 2008 berpengaruh signifikan dalam pendugaan parameter untuk model regresi beta binomial (tanpa peubah PK dan PDRB). Nilai P untuk statistik uji *Wald* parameter koefisien peubah SW dan IPM berturut – turut yaitu <0.0001 dan <0.0001. Parameter SW dan IPM signifikan karena keduanya memiliki nilai $P < 0.05$. Pendugaan parameter dispersi bernilai 50.3839.

Hal serupa juga terjadi pada data kemiskinan menurut kabupaten/kota di Pulau Jawa tahun 2010. Berdasarkan Tabel 4.5 nilai P dari statistik uji *Wald* untuk pendugaan parameter koefisien SW dan IPM berturut – turut sebesar 0.0006 dan <0.0001. Nilai P < 0.05 menunjukkan bahwa penggunaan peubah SW dan IPM pada data tahun 2010 signifikan dalam pendugaan parameter untuk model regresi beta binomial tanpa peubah PK. Pendugaan parameter dispersi bernilai 64.8948.

4.6. Uji Kesesuaian Model

Semua model yang terbentuk diperiksa apakah model sesuai atau tidak. Uji kesesuaian model dilakukan dengan membandingkan nilai statistik uji *Pearson* dengan $\chi^2_{(N-p)}$ pada taraf nyata 5%. Tabel 4.6 menunjukkan nilai – nilai statistik uji *Pearson* model regresi beta binomial dari model penuh sampai model tanpa parameter tidak signifikan.

Tabel 4.6. Nilai – Nilai Statistik Uji *Pearson* dari Model Regresi Beta Binomial

Data tahun 2008					
No.	Model	Statistik uji <i>Pearson</i>	<i>N-p</i>	$\chi^2_{(1-\alpha, N-p)}$	Keterangan
1	Model penuh	118.7	110	135.480	Sesuai
2	Model tanpa PK	118.5	111	136.591	Sesuai
3	Model tanpa PK dan PDRB	119.5	112	137.701	Sesuai
Data tahun 2010					
No.	Model	Statistik Uji <i>Pearson</i>	<i>N-p</i>	$\chi^2_{(1-\alpha, N-p)}$	Keterangan
1	Model penuh	119.6	110	135.480	Sesuai
2	Model tanpa PK	118.6	111	136.591	Sesuai
3	Model tanpa PK dan PDRB	120.0	112	137.701	Sesuai

Berdasarkan Tabel 4.6 nilai statistik uji *Pearson* untuk model penuh regresi beta binomial data tahun 2008 sebesar 118.7, sedangkan derajat bebas sebesar 110. Rasio antara nilai statistik uji *Pearson* dengan derajat bebas sebesar 1.079. Nilai ini mendekati 1 sehingga model tidak mengalami overdispersi. Hal ini menunjukkan bahwa model regresi beta binomial dapat mengakomodasi masalah overdispersi pada data 2008. Nilai statistik uji *Pearson* untuk model penuh regresi beta binomial data tahun 2010 sebesar 119.6, sedangkan derajat bebas sebesar 110. Rasio antara nilai statistik uji *Pearson* dengan derajat bebas sebesar 1.087. Nilai ini mendekati 1 sehingga model tidak mengalami overdispersi. Hal ini menunjukkan bahwa model regresi beta binomial dapat mengakomodasi masalah overdispersi pada data 2010.

Tabel 4.6 menunjukkan semua model memiliki nilai statistik uji *Pearson* $< \chi^2_{(1-\alpha, N-p)}$, sehingga dapat dikatakan model penuh, model tanpa PK, dan model tanpa PK, PDRB untuk data tahun 2008 sesuai. Demikian pula untuk data tahun 2010. Selanjutnya, memilih model terbaik dari model – model yang terbentuk.

4.7. Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik dilakukan dengan melihat nilai *AIC* terkecil dari model – model yang sudah didapatkan, baik untuk data tahun 2008 maupun 2010. Tabel 4.7 menunjukkan nilai-nilai *AIC* model regresi beta binomial dari model penuh sampai model tanpa parameter tidak signifikan.

Tabel 4.7. Nilai-Nilai *AIC* dari Model Regresi Beta Binomial

Data tahun 2008		
No.	Model	<i>AIC</i>
1	Model penuh	2810.0
2	Model tanpa PK	2808.1
3	Model tanpa PK dan PDRB	2808.5
Data tahun 2010		
No.	Model	<i>AIC</i>
1	Model penuh	2770.4
2	Model tanpa PK	2768.9
3	Model tanpa PK dan PDRB	2770.3

Model terbaik untuk data tahun 2008 adalah model regresi beta binomial dengan nilai *AIC* terkecil, yaitu model nomor 2 (model tanpa peubah PK). Model terbaik yang diperoleh yaitu :

$$\text{logit}(\mu_i) = 2.6941 - 0.4329SW_i - 0.00255PDRB_i - 0.06048IPM_i$$

Berdasarkan Tabel 4.7 model terbaik untuk data kemiskinan menurut kabupaten/kota di Pulau Jawa tahun 2010 adalah model regresi beta binomial dengan nilai *AIC* terkecil, yaitu model nomor 2 (model tanpa peubah PK). Model terbaik yang diperoleh yaitu :

$$\text{logit}(\mu_i) = 2.4217 - 0.3333SW_i - 0.00231PDRB_i - 0.05802IPM_i$$

Model terbaik untuk data kemiskinan menurut kabupaten/kota di Pulau Jawa tahun 2008 adalah model tanpa peubah PK. Selanjutnya dilakukan uji signifikansi parameter regresi secara simultan. *Likelihood ratio test* digunakan untuk mengetahui keberartian peubah PK dengan menggunakan persamaan (2.39) sebagai berikut:

$$G = -2 \ln L_0(\beta) - [-2 \ln L_p(\beta)] = 2798.1 - [2798.0] = 0.1$$

Nilai *G* sebesar 0.1 dengan $\chi^2_{(0.95;1)} = 3.841$. Nilai statistik uji $G < \chi^2_{(0.95;1)}$, hal ini menunjukkan peubah PK tidak memberikan pengaruh terhadap model.

Hasil pengujian signifikansi parameter regresi secara parsial untuk model regresi beta binomial tanpa peubah PK dapat dilihat pada Tabel 4.4. Tabel 4.4 menunjukkan bahwa terdapat satu peubah yang tidak berpengaruh signifikan dalam pendugaan parameter untuk model tanpa peubah PK, yaitu peubah PDRB. Dengan demikian dapat dikatakan bahwa SW dan IPM memiliki pengaruh terhadap proporsi penduduk miskin per kabupaten/kota di Pulau Jawa tahun 2008.

Interpretasi model logit untuk data kemiskinan tahun 2008 dilakukan dengan melihat odds ratio seperti pada persamaan (2.47). Odds ratio peubah SW sebesar $\exp(-0.4329) = 0.6486$. Hal ini menunjukkan jika diasumsikan peubah IPM tetap, maka proporsi penduduk miskin relatif terhadap penduduk kaya di kota ke-*i* secara rata-rata lebih kecil sebesar 0.6486 kali daripada di kabupaten ke-*i*.

Sebagai contoh, apabila IPM kota/kabupaten ke- i sebesar 60, maka proporsi penduduk miskin relatif terhadap penduduk kaya di kota/kabupaten ke- i dapat dihitung menggunakan persamaan (2.35). Rata – rata proporsi penduduk miskin relatif terhadap penduduk kaya di kota ke- i dengan IPM yang ditentukan sebesar 60 yaitu :

$$\mu_i = \frac{\exp(2.6941 - 0.4329(1) - 0.06048(60))}{1 + \exp(2.6941 - 0.4329(1) - 0.06048(60))} = 0.203$$

Rata – rata proporsi penduduk miskin relatif terhadap penduduk kaya di kabupaten ke- i dengan IPM yang ditentukan sebesar 60 yaitu :

$$\mu_i = \frac{\exp(2.6941 - 0.4329(0) - 0.06048(60))}{1 + \exp(2.6941 - 0.4329(0) - 0.06048(60))} = 0.282$$

Jadi, terbukti bahwa rata – rata proporsi penduduk miskin relatif terhadap penduduk kaya di kota ke- i lebih kecil daripada di kabupaten ke- i . Interpretasi untuk peubah IPM dilakukan dengan cara yang sama dengan peubah SW.

Model terbaik untuk data kemiskinan tahun 2010 adalah model regresi beta binomial tanpa peubah PK. Pengujian parameter secara simultan juga dilakukan terhadap data tahun 2010. *Likelihood ratio test* digunakan untuk mengetahui keberartian peubah PK yaitu :

$$G = -2 \ln L_0(\boldsymbol{\beta}) - [-2 \ln L_p(\boldsymbol{\beta})] = 2758.9 - [2758.4] = 0.5$$

Nilai statistik uji G dibandingkan dengan sebaran $\chi^2_{(1)}$ pada taraf nyata 5%. Peubah PK tidak memberikan pengaruh terhadap model karena $0.00 < 3.841$.

Hasil pengujian signifikansi parameter regresi secara parsial untuk data tahun 2010 model regresi beta binomial tanpa peubah PK dapat dilihat pada Tabel 4.4. Tabel 4.4 menunjukkan bahwa terdapat satu peubah yang tidak berpengaruh signifikan dalam pendugaan parameter untuk model tanpa peubah PK, yaitu peubah PDRB. Dengan demikian dapat dikatakan bahwa Status Wilayah dan Indeks Pembangunan Manusia memiliki pengaruh terhadap proporsi penduduk miskin per kabupaten/kota di Pulau Jawa tahun 2010.

Interpretasi model logit untuk data kemiskinan tahun 2010 dilakukan dengan melihat odds ratio seperti pada persamaan (2.47). Odds ratio peubah Status Wilayah sebesar $\exp(-0.3333) = 0.7166$, menunjukkan bahwa proporsi penduduk miskin relatif terhadap penduduk kaya di kota ke- i lebih kecil sebesar 0.7166 kali daripada di kabupaten ke- i . Interpretasi untuk peubah IPM dilakukan dengan cara yang sama dengan peubah SW.

Sebagai contoh, apabila IPM kota/kabupaten ke- i sebesar 60, maka proporsi penduduk miskin relatif terhadap penduduk kaya di kota/kabupaten ke- i dapat dihitung menggunakan persamaan (2.35). Rata – rata proporsi penduduk miskin relatif terhadap penduduk kaya di kota ke- i dengan IPM yang ditentukan sebesar 60 yaitu :

$$\mu_i = \frac{\exp(2.4217 - 0.3333(1) - 0.05802(60))}{1 + \exp(2.4217 - 0.3333(1) - 0.05802(60))} = 0.199$$

Rata – rata proporsi penduduk miskin relatif terhadap penduduk kaya di kabupaten ke- i dengan IPM yang ditentukan sebesar 60 yaitu :

$$\mu_i = \frac{\exp(2.4217 - 0.3333(0) - 0.05802(60))}{1 + \exp(2.4217 - 0.3333(0) - 0.05802(60))} = 0.257$$

Jadi, terbukti bahwa rata – rata proporsi penduduk miskin relatif terhadap penduduk kaya di kota ke- i lebih kecil daripada di kabupaten ke- i . Interpretasi untuk peubah IPM dilakukan dengan cara yang sama dengan peubah SW.

Berdasarkan penelitian ini sebaiknya pemerintah memperhatikan Status Wilayah (SW) dan Indeks Pembangunan Manusia (IPM) di suatu kabupaten/kota dalam menanggulangi kemiskinan di Pulau Jawa.

Menurut Prawiro (2013) penanggulangan kemiskinan dapat dilakukan dengan cara meningkatkan faktor-faktor yang berhubungan dengan nilai IPM. Pembangunan dalam bidang kesehatan akan lebih tepat sasaran apabila difokuskan pada penduduk miskin yang rentan terhadap berbagai penyakit yang memungkinkan penduduk memiliki harapan hidup yang pendek, sehingga pembangunan harus mendorong mereka untuk mengkonsumsi makanan dan minuman bergizi. Selain itu, pemberian Jaminan Kesehatan Masyarakat (Jamkesmas), Jaminan

Persalinan (Jampersal) dapat meningkatkan status kesehatan masyarakat. Pembangunan dalam bidang pendidikan tidak hanya dilakukan dengan menambah fasilitas sekolah, namun juga harus mendorong anak usia sekolah dari keluarga kurang mampu untuk tetap sekolah. Pembangunan dalam bidang ekonomi dapat dilakukan dengan menumbuhkan semangat masyarakat untuk berwirausaha. Semakin banyak penduduk bekerja, nilai IPM akan semakin meningkat.

Faktor kepemimpinan yang mempunyai jaringan luas sampai ke tingkat pedesaan merupakan faktor penting untuk mewujudkan tiga komponen pokok IPM. Peningkatan kapasitas pemerintah daerah sangat diperlukan agar pembangunan bisa merata, baik di desa maupun di kota. Menurut Mubyarto dkk (1996) Status Wilayah dapat ditingkatkan dengan cara menambah fasilitas umum, pembukaan keterisolasian desa, pemanfaatan sumber daya dalam suatu wilayah, ataupun memperbaiki sarana dan prasarana yang telah ada di suatu wilayah.



BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan pada bab sebelumnya didapatkan model terbaik dari hasil analisis penanganan overdispersi menggunakan regresi beta binomial dalam regresi logistik adalah sebagai berikut :

Data tahun 2008

$$\text{logit}(\mu_i) = 2.6941 - 0.4329SW_i - 0.00255PDRB_i - 0.06048IPM_i$$

Data tahun 2010

$$\text{logit}(\mu_i) = 2.4217 - 0.3333SW_i - 0.00231PDRB_i - 0.05802IPM_i$$

Faktor – faktor yang berpengaruh pada proporsi kemiskinan per kabupaten/kota di Pulau Jawa tahun 2008 dan 2010 dengan penanganan overdispersi menggunakan regresi beta binomial dalam regresi logistik meliputi Status Wilayah (SW) dan Indeks Pembangunan Manusia (IPM).

5.2 Saran

Saran yang dapat disampaikan antara lain :

1. Perlu dilakukan pemeriksaan overdispersi pada analisis regresi logistik, khususnya pada data dengan peubah respon binomial yang berbentuk *count*, sebagai contoh data dengan peubah respon berupa proporsi.
2. Disarankan untuk melakukan analisis terhadap data kemiskinan menurut kabupaten/kota di Pulau Jawa terbaru agar dapat digunakan sebagai bahan pertimbangan yang lebih akurat bagi pemerintah dalam menanggulangi kemiskinan di Indonesia, khususnya di Pulau Jawa.

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



DAFTAR PUSTAKA

- Agresti, A. 2002. *Categorical Data Analysis*. John Wiley and Sons, Inc: New York.
- Bappeda Samarinda. 2008. *Indeks Pembangunan Manusia : Buku I*. bappeda.samarindakota.go.id/data/files/ipm.pdf. Tanggal akses : 12 Juli 2013.
- BPS. 2011. *Penjelasan Data Kemiskinan*. www.bps.go.id/getfile.php?news=821. Tanggal akses : 16 Agustus 2013.
- BPS. 2011. *Produk Domestik Regional Bruto Kabupaten / Kota di Indonesia*. Jakarta.
- BPS. 2012. *Produk Domestik Regional Bruto Kabupaten / Kota di Indonesia*. Jakarta. http://www.bps.go.id/hasil_publicasi/pdrbkabkota2007_2011/index3.php?pub=Publikasi%20Produk%20Domestik%20Regional%20Bruto%20Kabupaten/Kota%20di%20Indonesia%202007%20-%202011. Tanggal akses : 23 Juli 2013.
- BPS. 2012. *Perkembangan Beberapa Indikator Utama Sosial-Ekonomi Indonesia*. <http://www.bps.go.id/aboutus.php?booklet=1>. Tanggal akses : 25 April 2013.
- Gujarati, D. 1991. *Ekonometrika Dasar*. Terjemahan Sumarno Zain. Penerbit Erlangga: Jakarta.
- Hajarisman, N. 2005. *Pemodelan Overdispersi dalam Analisis Data Biner Melalui Model Regresi William*. Statistika. Vol. 5 No. 1. Halaman 23-30.
- Hinde, J. and C.G.B. Demetrio. 2007. *Overdispersi: Models and Estimation*. http://www.lce.esalq.usp.br/arquivos/aulas/2011/LC_E5868/OverdispersionBook.pdf. Tanggal akses : 29 Januari 2013.

Hosmer, D.W. and S. Lemeshow. 2000. *Applied Logistic Regression*. Second Edition. John Wiley and Sons, Inc: New York.

Kurnia, A., A. Saefuddin dan E. Sutisna. 2002. *Overdispersi dalam Regresi Logistik*. Forum Statistika dan Komputasi hal. 11 – 17.

Kutner, M.H., C.J. Nachtsheim., J. Neter., and W. Li. 2004. *Applied Linier Statistical Models. Fifth Edition*. McGraw-Hill, Inc: New York.

Lau, A. 2013. *Using Maximum Likelihood Estimator for Identifying Interviewer Effect with the Beta-binomial Model*. http://www.stat.fi/isi99/proceedings/arkisto/varasto/lau_0717.pdf. Tanggal akses : 24 April 2013.

Montgomery, D. C. and E. A. Peck. 1992. *Introduction to Linier Regression Analysis*. John Wiley and Sons, Inc: New York.

Mubyarto., L. Soetrisno., M. Tjokrowinoto, P. Sudiro., S. Pusposutardjo., Haryadi., dan M. Maksum. 1996. *Pengembangan Kawasan Terpadu (PKT) Sebagai Program Penanggulangan Kemiskinan*. Aditya Media: Yogyakarta.

Palmquist, B. 1999. *Analysis of Proportions Data*. <http://citeseerx.ist.psu.edu>. Tanggal akses : 6 Maret 2013.

Prawiro, M. D. 2013. *Select Edition Upaya Meningkatkan Indeks Pembangunan Manusia Indonesia*. <http://madina.co.id/kesejahteraan-rakyat/yayasan-damandiri/5964-select-edition-upaya-meningkatkan-indeks-pembangunan-manusia-indonesia.html>. Tanggal akses : 9 Agustus 2013.

Ramsey, F. L. and D. W. Schafer. 2013. *The Statistical Sleuth : A Course in Methods of Data Analysis. Third Edition*. Brooks/Cole : United States of America. <http://books.google.co.id>. Tanggal akses : 1 Pebruari 2013.

Saefuddin, A dan N. A. Setiabudi. 2011. *The Effect of Overdispersion on Logistic Regression Analysis of Poverty in Indonesia*. International

Journal for Statistician. Vol. 2(1) Page 1 – 4. <http://asaefuddin.com/dokumen/The-Effect-of-Overdispersion-on-Logistic-Regression-Analysis-of-Poverty-in-Indonesia.pdf>. Tanggal akses : 29 Januari 2013.

Suliswanto, M. S. W. 2010. *Pengaruh Produk Domestik Bruto (PDB) dan Indeks Pembangunan Manusia (IPM) terhadap Angka Kemiskinan di Indonesia*. Jurnal Ekonomi Pembangunan. Vol 8 No 2 Page 357. <http://ejournal.umm.ac.id>. Tanggal Akses : 24 April 2013.

Tim Nasional Percepatan Penanggulangan Kemiskinan (TNP2K). *Definisi Istilah Penanggulangan Kemiskinan*. <http://tnp2k.go.id/glosarium/index/>. Tanggal Akses : 25 April 2013.

Tim Nasional Percepatan Penanggulangan Kemiskinan (TNP2K). 2010. *Indikator Kesejahteraan Buku I : Kemiskinan*. Kantor Wakil Presiden Republik Indonesia: Jakarta. <http://data.tnp2k.go.id/?q=content/indikator-kesejahteraan-rakyat-kemiskinan-buku-i>. Tanggal Akses : 9 April 2013.

Tim Nasional Percepatan Penanggulangan Kemiskinan (TNP2K). 2011. *Indikator Kesejahteraan Daerah*. Kantor Wakil Presiden Republik Indonesia: Jakarta. http://tnp2k.go.id/download/index/?start_rec=96. Tanggal Akses : 23 Juli 2013.

Wikipedia. 2013. *Kabupaten*. <http://id.wikipedia.org/wiki/Kabupaten>. Tanggal akses : 25 April 2013.

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



Lampiran 1. Data Sekunder

Data tahun 2008

No	Kabupaten / Kota	y_i	n_i	SW	PDRB	IPM	PK
1	Kepulauan Seribu	2556	18850	0	170.074	71.9	619.6
2	Jakarta Selatan	71053	2083666	1	75.767	77.3	627.5
3	Jakarta Timur	79769	2353068	1	44.702	77	625
4	Jakarta Pusat	31037	866956	1	198.706	76.2	624.2
5	Jakarta Barat	72853	2136452	1	45.777	76.8	625.3
6	Jakarta Utara	85202	1415316	1	80.767	75.9	626.5
7	Bogor	491409	4057878	0	12.959	69.7	623.9
8	Sukabumi	296411	2235378	0	7.038	68.9	620.3
9	Cianjur	334318	2173720	0	7.275	68.7	621.8
10	Bandung	267054	2834969	0	12.619	72.5	623.9
11	Garut	410564	2297505	0	8.715	68.8	619.2
...	...	...	...	...	...	...	...
67	Kota Tegal	26789	237492	1	8.937	71.6	629.8
68	Kulon Progo	97919	364690	0	7.872	73.1	628.2
69	Bantul	164333	886371	0	8.372	72.1	630.3
70	Gunung Kidul	173517	668402	0	8.146	69.6	625.3
71	Sleman	125047	1013347	0	10.852	76	631.7
72	Kota Yogyakarta	48113	445079	1	25.095	77.9	632.3
73	Pacitan	114416	540463	0	4.976	71.1	627.4
74	Ponorogo	144475	869284	0	6.656	68.4	626.9
...	...	...	...	...	...	...	...
114	Serang	124816	1926173	0	7.858	67	623.1
115	Kota Tangerang	110391	1616267	1	26.306	73.9	632.9
116	Kota Cilegon	14310	362279	1	50.271	73.6	629.5

Lampiran 1. (Lanjutan)

Data tahun 2010

No	Kabupaten / Kota	y_i	n_i	SW	PDRB	IPM	PK
1	Kepulauan Seribu	2741	21069	0	192.767	70.82	590.55
2	Jakarta Selatan	78260	2059474	1	92.508	79.47	649
3	Jakarta Timur	91416	2688706	1	54.509	78.95	644.29
4	Jakarta Pusat	35677	898665	1	251.814	78.41	646.43
5	Jakarta Barat	86933	2281707	1	56.381	78.84	645.26
6	Jakarta Utara	92434	1644733	1	97.698	77.63	640.38
7	Bogor	474559	4759870	0	15.466	72.16	629.62
8	Sukabumi	248987	2337907	0	7.942	70.66	626.99
9	Cianjur	310292	2166844	0	8.491	69.14	614.83
10	Bandung	294907	3174457	0	14.501	74.05	638.56
11	Garut	334619	2400424	0	10.334	71.36	637.49
...	...	...	...	...	...	...	...
67	Kota Tegal	25717	242157	1	10.999	73.89	650.72
68	Kulon Progo	89976	388666	0	9.121	74.49	630.38
69	Bantul	146489	910435	0	9.958	74.53	646.08
70	Gunung Kidul	148683	674300	0	9.809	70.45	625.2
71	Sleman	116634	1090038	0	12.452	78.2	647.84
72	Kota Yogyakarta	37823	387929	1	30.306	79.52	649.71
73	Pacitan	105394	540483	0	6.2	72.07	631.4
74	Ponorogo	113006	854811	0	8.71	70.29	636.8
...	...	...	...	...	...	...	...
114	Serang	88965	1533880	0	9.012	68.67	631.19
115	Kota Tangerang	123608	1925359	1	31.648	75.17	643.18
116	Kota Cilegon	16692	403189	1	83.554	75.29	645.43

Lampiran 2. Hasil Uji Non Multikolinieritas

Data tahun 2008

Perhitungan nilai VIF untuk peubah SW

Nilai R^2 yang akan digunakan untuk perhitungan nilai VIF bagi peubah SW diperoleh dari regresi logistik antara peubah SW sebagai peubah respon kategorik dengan peubah PDRB, IPM, dan PK sebagai peubah bebas. Di bawah ini adalah tampilan *model summary* dari analisis regresi logistik menggunakan *software* SPSS.

Model Summary			
Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	50.077 ^a	.518	.754

a. Estimation terminated at iteration number 8 because parameter estimates changed by less than .001.

Nilai Cox & Snell R Square setara dengan R^2 pada regresi linier. Nilai ini selanjutnya digunakan dalam perhitungan VIF peubah SW, yaitu sebagai berikut :

$$VIF_{sw} = (1 - R^2)^{-1} = (1 - 0.518)^{-1} = 2.075$$

Perhitungan nilai VIF untuk peubah PDRB

Regression Analysis: log PDRB versus log IPM, log PK

The regression equation is

$$\log \text{ PDRB} = 104 + 9.23 \log \text{ IPM} - 42.8 \log \text{ PK}$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	103.58	36.48	2.84	0.005
log IPM	9.229	1.371	6.73	0.000
log PK	-42.75	13.56	-3.15	0.002

S = 0.289068 R-Sq = 29.1% R-Sq(adj) = 27.9%

Lampiran 2. (Lanjutan)

Nilai R^2 yang diperoleh dari regresi linier antara peubah PDRB sebagai peubah respon dengan peubah IPM dan PK sebagai peubah bebas sebesar $29.1\% = 0.291$. Nilai R^2 selanjutnya digunakan dalam perhitungan VIF seperti pada persamaan (2.41). Nilai VIF untuk peubah PDRB adalah sebagai berikut:

$$VIF_{PDRB} = (1 - R^2)^{-1} = (1 - 0.291)^{-1} = 1.410$$

Perhitungan nilai VIF untuk peubah IPM

Regression Analysis: log IPM versus log PDRB, log PK

The regression equation is

$$\log IPM = -13.6 + 0.0310 \log PDRB + 5.51 \log PK$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	-13.596	1.776	-7.66	0.000
log PDRB	0.031012	0.004607	6.73	0.000
log PK	5.5104	0.6351	8.68	0.000

$$S = 0.0167565 \quad R\text{-Sq} = 53.7\% \quad R\text{-Sq}(\text{adj}) = 52.9\%$$

Nilai R^2 yang diperoleh dari regresi linier antara peubah IPM sebagai peubah respon dengan peubah PDRB dan PK sebagai peubah bebas sebesar $53.7\% = 0.537$. Nilai R^2 selanjutnya digunakan dalam perhitungan VIF seperti pada persamaan (2.41). Nilai VIF untuk peubah IPM adalah sebagai berikut:

$$VIF_{IPM} = (1 - R^2)^{-1} = (1 - 0.537)^{-1} = 2.16$$

Perhitungan nilai VIF untuk peubah PK

Regression Analysis: log PK versus log PDRB, log IPM

The regression equation is

$$\log PK = 2.66 - 0.00189 \log PDRB + 0.0726 \log IPM$$

Lampiran 2. (Lanjutan)

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	2.66466	0.01515	175.83	0.000
log PDRB	-0.0018915	0.0005999	-3.15	0.002
log IPM	0.072554	0.008363	8.68	0.000

S = 0.00192276 R-Sq = 40.4% R-Sq(adj) = 39.3%

Nilai R^2 yang diperoleh dari regresi linier antara peubah PK sebagai peubah respon dengan peubah PDRB dan IPM sebagai peubah bebas sebesar $40.4\%=0.404$. Nilai R^2 selanjutnya digunakan dalam perhitungan VIF seperti pada persamaan (2.41). Nilai VIF untuk peubah PK adalah sebagai berikut

$$VIF_{PK} = (1 - R^2)^{-1} = (1 - 0.404)^{-1} = 1.678$$

Data tahun 2010

Perhitungan nilai VIF untuk peubah SW

Nilai R^2 yang akan digunakan untuk perhitungan nilai VIF bagi peubah SW diperoleh dari regresi logistik antara peubah SW sebagai peubah respon kategorik dengan peubah PDRB, IPM, PK, dan TPAK sebagai peubah bebas. Di bawah ini adalah tampilan *model summary* dari analisis regresi logistik menggunakan *software* SPSS.

Model Summary			
Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	41.974 ^a	.550	.801

a. Estimation terminated at iteration number 8 because parameter estimates changed by less than .001.

Nilai Cox & Snell R Square setara dengan R^2 pada regresi linier. Nilai ini selanjutnya digunakan dalam perhitungan VIF peubah SW, yaitu sebagai berikut :

$$VIF_{SW} = (1 - R^2)^{-1} = (1 - 0.55)^{-1} = 2.222$$

Lampiran 2. (Lanjutan)

Perhitungan nilai VIF untuk peubah PDRB

Regression Analysis: log PDRB versus log IPM, log PK

The regression equation is

$$\log \text{ PDRB} = 6.7 + 8.36 \log \text{ IPM} - 7.50 \log \text{ PK}$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	6.65	13.98	0.48	0.635
log IPM	8.356	1.495	5.59	0.000
log PK	-7.498	5.502	-1.36	0.176

$$S = 0.299602 \quad R\text{-Sq} = 24.6\% \quad R\text{-Sq}(\text{adj}) = 23.2\%$$

Nilai R^2 yang diperoleh dari regresi linier antara peubah PDRB sebagai peubah respon dengan peubah IPM dan PK sebagai peubah bebas sebesar $24.6\% = 0.246$. Nilai R^2 selanjutnya digunakan dalam perhitungan VIF seperti pada persamaan (2.41). Nilai VIF untuk peubah PDRB adalah sebagai berikut

$$VIF_{\text{PDRB}} = (1 - R^2)^{-1} = (1 - 0.246)^{-1} = 1.326$$

Perhitungan nilai VIF untuk peubah IPM

Regression Analysis: log IPM versus log PDRB, log PK

The regression equation is

$$\log \text{ IPM} = -3.46 + 0.0259 \log \text{ PDRB} + 1.89 \log \text{ PK}$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	-3.4589	0.7083	-4.88	0.000
log PDRB	0.025917	0.004637	5.59	0.000
log PK	1.8856	0.2530	7.45	0.000

$$S = 0.0166856 \quad R\text{-Sq} = 48.6\% \quad R\text{-Sq}(\text{adj}) = 47.7\%$$

Lampiran 2. (Lanjutan)

Nilai R^2 yang diperoleh dari regresi linier antara peubah IPM sebagai peubah respon dengan peubah PDRB dan PK sebagai peubah bebas sebesar $48.6\%=0.486$. Nilai R^2 selanjutnya digunakan dalam perhitungan VIF seperti pada persamaan (2.41). Nilai VIF untuk peubah IPM adalah sebagai berikut

$$VIF_{IPM} = (1 - R^2)^{-1} = (1 - 0.486)^{-1} = 1.946$$

Perhitungan nilai VIF untuk peubah PK

Regression Analysis: log PK versus log PDRB, log IPM

The regression equation is

$$\log PK = 2.48 - 0.00216 \log PDRB + 0.175 \log IPM$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	2.48161	0.04273	58.08	0.000
log PDRB	-0.002156	0.001582	-1.36	0.176
log IPM	0.17482	0.02345	7.45	0.000

$$S = 0.00508056 \quad R\text{-Sq} = 35.5\% \quad R\text{-Sq}(\text{adj}) = 34.3\%$$

Nilai R^2 yang diperoleh dari regresi linier antara peubah PK sebagai peubah respon dengan peubah PDRB dan IPM sebagai peubah bebas sebesar $35.5\%=0.355$. Nilai R^2 selanjutnya digunakan dalam perhitungan VIF seperti pada persamaan (2.41). Nilai VIF untuk peubah PK adalah sebagai berikut

$$VIF_{PK} = (1 - R^2)^{-1} = (1 - 0.355)^{-1} = 1.55$$

Lampiran 3. Program SAS 9.3 untuk Membentuk Model Regresi Logistik

Data tahun 2008

```
data KEMISKINAN;
input yi ni SW PDRB IPM PK @@;
datalines;
2556 18850 0 170.074 71.9 619.6
71053 2083666 1 75.767 77.3 627.5
79769 2353068 1 44.702 77 625
31037 866956 1 198.706 76.2 624.2
72853 2136452 1 45.777 76.8 625.3
85202 1415316 1 80.767 75.9 626.5
491409 4057878 0 12.959 69.7 623.9
296411 2235378 0 7.038 68.9 620.3
334318 2173720 0 7.275 68.7 621.8
267054 2834969 0 12.619 72.5 623.9
410564 2297505 0 8.715 68.8 619.2
250174 1701864 0 6.376 70.4 621.7
190534 1546543 0 9.529 70.3 627.7
182049 1086860 0 6.858 70 629.6
429654 2121749 0 7.613 67.2 627.3
225720 1201278 0 7.153 68.8 628.4
159694 1052003 0 9.622 71.1 628.6
346959 1756755 0 25.128 65.5 626.9
215019 1419268 0 9.398 69.7 627.3
92483 796581 0 8.535 70 626.3
283431 2024508 0 16.07 68.5 625.9
130367 2213362 0 20.589 71.3 626.2
251685 1429217 0 34.376 71.1 620.5
97712 1005268 1 11.089 73.6 626.6
33565 322431 1 12.764 73.4 627.6
106786 2415973 1 25.749 74.8 625.6
47365 335684 1 30.578 72.7 625.4
142277 2237060 1 13.474 74.5 627.8
41692 1549889 1 7.807 76.5 627
52344 626875 1 20.549 74.2 627.2
154538 592554 1 11.474 73 623.1
15656 168164 0 8.347 70.5 627.9
343889 1606958 0 49.937 69.9 623.7
340650 1485609 0 5.424 71.5 626.5
221917 818279 0 5.299 69.7 622.1
200614 859529 0 6.391 68.5 625.5
334869 1201540 0 4.556 69.7 624.9
130037 713705 0 7.618 70.8 629.3
207541 748705 0 4.422 69.2 627.4
190816 1157162 0 5.634 70.4 626.3
158358 927155 0 6.956 69.7 627.3
243073 1119121 0 8.402 71.9 632.2
99090 816901 0 9.842 71.5 628.4
201063 970850 0 5.618 69.3 629.2
125944 803215 0 9.541 71 631.6
```

Lampiran 3. (Lanjutan)

177112	850274	0	6.024	69.7	631.8
261952	1320323	0	3.974	69.5	627
155058	825216	0	4.387	69	624.9
154749	568722	0	6.929	69.9	626.4
207237	1157749	0	6.495	70.7	627.1
97810	777504	0	35.615	71	624.7
119212	1078842	0	6.939	71.5	624.6
217150	1022364	0	4.73	70.7	625
102455	901100	0	10.16	73.3	629.3
114682	699708	0	5.883	72.2	624.2
168215	941327	0	9.714	68.8	627.9
121954	674525	0	6.225	68.9	624
164312	841763	0	7.038	68.7	622.6
325154	1359340	0	5.197	66.9	622.5
220742	1398872	0	4.587	68.9	629.6
459324	1767991	0	6.428	66.6	628.2
14866	133208	1	14.174	74.7	630.6
83359	516795	1	15.832	75.8	630.5
14947	176470	1	9.23	74.6	631.9
89617	1493617	1	23.068	75	627.7
27994	272051	1	11.579	72.3	622.1
26789	237492	1	8.937	71.6	629.8
97919	364690	0	7.872	73.1	628.2
164333	886371	0	8.372	72.1	630.3
173517	668402	0	8.146	69.6	625.3
125047	1013347	0	10.852	76	631.7
48113	445079	1	25.095	77.9	632.3
114416	540463	0	4.976	71.1	627.4
144475	869284	0	6.656	68.4	626.9
135217	655122	0	6.903	71.5	626.4
119089	959622	0	13.257	72.3	628.8
150798	1037839	0	8.97	71.1	630.8
265513	1408558	0	8.647	70.3	625.4
353307	2342885	0	10.391	69.3	628.1
180679	994381	0	11.139	66.2	626.5
399503	2251990	0	8.784	63	622.2
206815	1486809	0	11.895	67.4	626.9
152570	686325	0	7.762	60.8	623
108948	604595	0	10.344	61.6	624.7
305068	1012506	0	10.966	60.3	621.7
253477	1405084	0	8.305	65.6	625.9
144480	1730300	0	24.113	74.1	626
142580	975907	0	14.431	71.8	630.1
205568	1248895	0	9.508	71.3	626.7
191879	970557	0	8.776	69.8	627.4
115312	623309	0	8.44	69.4	629.2
95077	606746	0	9.589	71.3	628
168973	810034	0	7.056	67.9	623
292714	1226285	0	11.397	66.1	620.7
270451	1046637	0	13.655	66.4	621.5
259674	1153594	0	7.726	68.3	626
248807	1161022	0	24.805	72.5	625.4

Lampiran 3. (Lanjutan)

303993	929643	0	6.958	61.7	617.8
302782	876867	0	5.589	55.7	614
213551	811364	0	5.117	63	617.8
290607	986447	0	8.686	61.4	617.8
30746	262562	1	167.653	74.3	627.6
11999	128469	1	12.343	75.2	630.1
57195	792175	1	30.388	74.8	631.8
51285	220202	1	18.169	71.3	626.6
18913	168867	1	11.528	71.1	628.4
9757	109877	1	18.639	74.9	627.8
11580	173095	1	23.113	75	628.7
209936	2550863	1	59.52	74.8	627.8
11262	182234	1	13.578	72.5	627.9
144493	1151339	0	6.175	67.2	619.6
156943	1302432	0	5.766	65.8	619.8
279467	3771485	0	9.758	70.8	630.6
124816	1926173	0	7.858	67	623.1
110391	1616267	1	26.306	73.9	632.9
14310	362279	1	50.271	73.6	629.5

;

proc genmod;

model yi / ni = SW PDRB IPM PK / **dist** = bin **link**=logit;

run;

Data tahun 2010

data KEMISKINAN;

input yi ni SW PDRB IPM PK @@;

datalines;

yi	ni	SW	PDRB	IPM	PK
2741	21069	0	192.767	70.82	590.55
78260	2059474	1	92.508	79.47	649
91416	2688706	1	54.509	78.95	644.29
35677	898665	1	251.814	78.41	646.43
86933	2281707	1	56.381	78.84	645.26
92434	1644733	1	97.698	77.63	640.38
474559	4759870	0	15.466	72.16	629.62
248987	2337907	0	7.942	70.66	626.99
310292	2166844	0	8.491	69.14	614.83
294907	3174457	0	14.501	74.05	638.56
334619	2400424	0	10.334	71.36	637.49
214103	1675298	0	7.622	72	632.31
158281	1530765	0	11.466	71.37	630.86
152198	1036772	0	8.818	70.89	631.73
332797	2064498	0	9.274	68.89	631.55
180924	1166499	0	8.708	70.25	633.65
141109	1090487	0	11.216	72.42	636.01
275712	1662920	0	27.895	67.75	635.67
197931	1461825	0	10.848	71.14	630.09
89986	851334	0	18.717	71.17	633.15
259429	2124726	0	26.911	69.79	629.62
160472	2626383	0	37.077	72.93	635.18

Lampiran 3. (Lanjutan)

222135	1513182	0	11.616	73.35	635.56
89795	948205	1	14.636	75.75	647.89
27622	298940	1	17.327	74.91	634.82
118316	2390223	1	34.241	76.06	636.89
35467	295559	1	36.882	74.93	647.96
147119	2335223	1	15.281	76.36	643.92
49253	1734261	1	9.286	79.09	649.2
39999	540528	1	23.736	75.51	633.2
131317	634076	1	13.327	74.4	630.24
14826	175042	0	10.103	71.38	631.36
297134	1640718	0	56.681	71.73	634.5
313897	1553946	0	6.649	72.6	634.52
208698	849402	0	6.797	72.07	631.04
166614	869140	0	7.712	69.91	634.04
263069	1158895	0	5.59	71.12	635.81
115306	694197	0	9.299	72.55	634.97
174726	754756	0	5.203	70.52	629.76
167075	1181578	0	6.789	72.08	636.96
127782	931356	0	8.707	70.72	632
197403	1129955	0	9.975	73.83	644.21
90143	823977	0	12.025	73.57	646.94
145546	928820	0	7.25	71.33	647.21
113693	813255	0	11.343	73.19	647.94
149741	856153	0	7.801	71	628.04
233688	1308444	0	4.966	70.83	631.25
134965	829533	0	5.39	70.61	642.36
138450	591667	0	8.404	72.07	641.28
172366	1190373	0	7.88	72.96	646.15
70112	778158	0	40.471	72.95	636.9
111654	1096798	0	8.31	72.64	632.48
198663	1058972	0	5.62	72.58	632.22
97748	930934	0	11.896	74.1	634.97
95288	707935	0	7.154	74.11	635.01
130313	900574	0	11.972	70.41	637.09
103541	705801	0	7.455	70.41	630.11
136524	838085	0	8.622	71.4	639.95
251857	1261809	0	6.312	69.89	635.26
182522	1392235	0	5.69	70.59	639.95
398726	1732838	0	8.438	68.2	634.36
12433	118297	1	17.807	76.6	649.52
69860	500430	1	19.909	77.86	652.43
14170	171136	1	10.857	76.53	647.54
79569	1554083	1	27.891	77.11	646.94
26409	282148	1	13.516	74.47	640.55
25717	242157	1	10.999	73.89	650.72
89976	388666	0	9.121	74.49	630.38
146489	910435	0	9.958	74.53	646.08
148683	674300	0	9.809	70.45	625.2
116634	1090038	0	12.452	78.2	647.84
37823	387929	1	30.306	79.52	649.71
105394	540483	0	6.2	72.07	631.4
113006	854811	0	8.71	70.29	636.8

Lampiran 3. (Lanjutan)

107779	674462	0	8.704	73.24	637.1
105280	989474	0	16.46	73.34	631.55
135423	1116431	0	11.023	73.67	649.38
232599	1498705	0	10.431	71.75	628.59
306352	2442999	0	12.832	70.54	634.85
140745	1006760	0	13.797	67.82	628.6
311409	2346715	0	10.839	64.95	626.6
174975	1555334	0	14.956	68.89	631.3
131785	737466	0	9.488	62.94	626.74
105095	647536	0	12.776	64.26	633.58
276271	1095445	0	13.589	62.99	636
198990	1509788	0	10.301	67.61	635.84
144928	1945343	0	29.105	76.35	646.97
125143	1023247	0	17.801	73.39	640.19
166287	1201496	0	11.694	72.7	636.99
151582	1016647	0	10.818	70.76	631.9
102259	661871	0	10.417	70.18	625.21
80271	620333	0	11.899	72.72	637.09
149179	816972	0	8.861	68.82	622.75
227089	1209207	0	18.352	66.92	616.11
225597	1117370	0	17.024	68.31	629.13
220579	1179568	0	9.986	69.63	631.84
193341	1177473	0	32.3	74.47	640.59
255102	907191	0	8.234	64.51	632.41
284710	876841	0	6.517	59.7	632.47
178781	795644	0	6.177	64.6	625.49
256419	1041931	0	10.744	65.6	644.19
24886	267304	1	213.205	76.28	643.35
10069	131966	1	15.387	77.42	650.38
48386	820102	1	37.553	77.2	650.75
41297	217010	1	21.966	74.33	650.48
16763	186256	1	14.203	73.45	651.93
8898	120081	1	23.287	77.02	648.01
10431	170721	1	29.225	76.61	640.32
195484	2764979	1	74.186	77.28	652.8
9683	189863	1	17.119	74.45	640.75
127562	1145081	0	7.563	68.29	626.73
124840	1202698	0	6.993	67.67	629.44
203683	3109665	0	12.279	71.76	635.19
88965	1533880	0	9.012	68.67	631.19
123608	1925359	1	31.648	75.17	643.18
16692	403189	1	83.554	75.29	645.43

```

;
proc genmod;
model yi / ni = SW PDRB IPM PK / dist = bin link=logit;
run;

```

Lampiran 4. Hasil Pendugaan Parameter Regresi Logistik Menggunakan
software SAS 9.3
 Data tahun 2008

The SAS System

The GENMOD Procedure

Model Information	
Data Set	WORK.KEMISKINAN
Distribution	Binomial
Link Function	Logit
Response Variable (Events)	yi
Response Variable (Trials)	ni

Number of Observations Read	116
Number of Observations Used	116
Number of Events	19702826
Number of Trials	1.3183E8

Response Profile		
Ordered Value	Binary Outcome	Total Frequency
1	Event	19702826
2	Nonevent	1.1213E8

Lampiran 4. (Lanjutan)

Criteria For Assessing Goodness Of Fit			
Criterion	DF	Value	Value/DF
Deviance	111	2461866.6638	22178.9790
Scaled Deviance	111	2461866.6638	22178.9790
Pearson Chi-Square	111	2513196.4638	22641.4096
Scaled Pearson X2	111	2513196.4638	22641.4096
Log Likelihood		-54084900.03	
Full Log Likelihood		-1231709.790	
AIC (smaller is better)		2463429.5801	
AICC (smaller is better)		2463430.1256	
BIC (smaller is better)		2463443.3481	

Analysis Of Maximum Likelihood Parameter Estimates							
Parameter	DF	Estimate	Standard Error	Wald 95% Confidence Limits		Wald Chi-Square	Pr > ChiSq
Intercept	1	0.5153	0.0498	0.4177	0.6128	107.17	<.0001
SW	1	-0.5046	0.0011	-0.5067	-0.5025	229406	<.0001
PDRB	1	-0.0039	0.0000	-0.0040	-0.0039	37286.1	<.0001
IPM	1	-0.0715	0.0001	-0.0717	-0.0713	543551	<.0001
PK	1	0.0046	0.0001	0.0044	0.0048	2896.92	<.0001
Scale	0	1.0000	0.0000	1.0000	1.0000		

Note: The scale parameter was held fixed.

Lampiran 4. (Lanjutan)
Data tahun 2010

The GENMOD Procedure

Model Information	
Data Set	WORK.KEMISKINAN
Distribution	Binomial
Link Function	Logit
Response Variable (Events)	yi
Response Variable (Trials)	ni

Number of Observations Read	116
Number of Observations Used	116
Number of Events	17102240
Number of Trials	1.3522E8

Response Profile		
Ordered Value	Binary Outcome	Total Frequency
1	Event	17102240
2	Nonevent	1.1811E8

Lampiran 4. (Lanjutan)

Criteria For Assessing Goodness Of Fit			
Criterion	DF	Value	Value/DF
Deviance	111	1837033.3825	16549.8503
Scaled Deviance	111	1837033.3825	16549.8503
Pearson Chi-Square	111	1897360.5342	17093.3381
Scaled Pearson X2	111	1897360.5342	17093.3381
Log Likelihood		-50177143.88	
Full Log Likelihood		-919287.5278	
AIC (smaller is better)		1838585.0557	
AICC (smaller is better)		1838585.6012	
BIC (smaller is better)		1838598.8236	

Analysis Of Maximum Likelihood Parameter Estimates							
Parameter	DF	Estimate	Standard Error	Wald 95% Confidence Limits		Wald Chi-Square	Pr > ChiSq
Intercept	1	-2.5655	0.0267	-2.6178	-2.5132	9239.07	<.0001
SW	1	-0.4304	0.0011	-0.4326	-0.4282	145050	<.0001
PDRB	1	-0.0040	0.0000	-0.0041	-0.0040	53702.5	<.0001
IPM	1	-0.0738	0.0001	-0.0740	-0.0736	557115	<.0001
PK	1	0.0095	0.0000	0.0095	0.0096	43789.5	<.0001
Scale	0	1.0000	0.0000	1.0000	1.0000		

Note: The scale parameter was held fixed.

Lampiran 5. Program SAS 9.3 untuk Membentuk Model Regresi Beta Binomial

Data tahun 2008

```
data KEMISKINAN;
input yi ni SW PDRB IPM PK @@;
datalines;
2556 18850 0 170.074 71.9 619.6
71053 2083666 1 75.767 77.3 627.5
79769 2353068 1 44.702 77 625
31037 866956 1 198.706 76.2 624.2
72853 2136452 1 45.777 76.8 625.3
85202 1415316 1 80.767 75.9 626.5
491409 4057878 0 12.959 69.7 623.9
296411 2235378 0 7.038 68.9 620.3
334318 2173720 0 7.275 68.7 621.8
267054 2834969 0 12.619 72.5 623.9
410564 2297505 0 8.715 68.8 619.2
250174 1701864 0 6.376 70.4 621.7
190534 1546543 0 9.529 70.3 627.7
182049 1086860 0 6.858 70 629.6
429654 2121749 0 7.613 67.2 627.3
225720 1201278 0 7.153 68.8 628.4
159694 1052003 0 9.622 71.1 628.6
346959 1756755 0 25.128 65.5 626.9
215019 1419268 0 9.398 69.7 627.3
92483 796581 0 8.535 70 626.3
283431 2024508 0 16.07 68.5 625.9
130367 2213362 0 20.589 71.3 626.2
251685 1429217 0 34.376 71.1 620.5
97712 1005268 1 11.089 73.6 626.6
33565 322431 1 12.764 73.4 627.6
106786 2415973 1 25.749 74.8 625.6
47365 335684 1 30.578 72.7 625.4
142277 2237060 1 13.474 74.5 627.8
41692 1549889 1 7.807 76.5 627
52344 626875 1 20.549 74.2 627.2
154538 592554 1 11.474 73 623.1
15656 168164 0 8.347 70.5 627.9
343889 1606958 0 49.937 69.9 623.7
340650 1485609 0 5.424 71.5 626.5
221917 818279 0 5.299 69.7 622.1
200614 859529 0 6.391 68.5 625.5
334869 1201540 0 4.556 69.7 624.9
130037 713705 0 7.618 70.8 629.3
207541 748705 0 4.422 69.2 627.4
190816 1157162 0 5.634 70.4 626.3
158358 927155 0 6.956 69.7 627.3
243073 1119121 0 8.402 71.9 632.2
99090 816901 0 9.842 71.5 628.4
201063 970850 0 5.618 69.3 629.2
125944 803215 0 9.541 71 631.6
```

Lampiran 5. (Lanjutan)

177112	850274	0	6.024	69.7	631.8
261952	1320323	0	3.974	69.5	627
155058	825216	0	4.387	69	624.9
154749	568722	0	6.929	69.9	626.4
207237	1157749	0	6.495	70.7	627.1
97810	777504	0	35.615	71	624.7
119212	1078842	0	6.939	71.5	624.6
217150	1022364	0	4.73	70.7	625
102455	901100	0	10.16	73.3	629.3
114682	699708	0	5.883	72.2	624.2
168215	941327	0	9.714	68.8	627.9
121954	674525	0	6.225	68.9	624
164312	841763	0	7.038	68.7	622.6
325154	1359340	0	5.197	66.9	622.5
220742	1398872	0	4.587	68.9	629.6
459324	1767991	0	6.428	66.6	628.2
14866	133208	1	14.174	74.7	630.6
83359	516795	1	15.832	75.8	630.5
14947	176470	1	9.23	74.6	631.9
89617	1493617	1	23.068	75	627.7
27994	272051	1	11.579	72.3	622.1
26789	237492	1	8.937	71.6	629.8
97919	364690	0	7.872	73.1	628.2
164333	886371	0	8.372	72.1	630.3
173517	668402	0	8.146	69.6	625.3
125047	1013347	0	10.852	76	631.7
48113	445079	1	25.095	77.9	632.3
114416	540463	0	4.976	71.1	627.4
144475	869284	0	6.656	68.4	626.9
135217	655122	0	6.903	71.5	626.4
119089	959622	0	13.257	72.3	628.8
150798	1037839	0	8.97	71.1	630.8
265513	1408558	0	8.647	70.3	625.4
353307	2342885	0	10.391	69.3	628.1
180679	994381	0	11.139	66.2	626.5
399503	2251990	0	8.784	63	622.2
206815	1486809	0	11.895	67.4	626.9
152570	686325	0	7.762	60.8	623
108948	604595	0	10.344	61.6	624.7
305068	1012506	0	10.966	60.3	621.7
253477	1405084	0	8.305	65.6	625.9
144480	1730300	0	24.113	74.1	626
142580	975907	0	14.431	71.8	630.1
205568	1248895	0	9.508	71.3	626.7
191879	970557	0	8.776	69.8	627.4
115312	623309	0	8.44	69.4	629.2
95077	606746	0	9.589	71.3	628
168973	810034	0	7.056	67.9	623
292714	1226285	0	11.397	66.1	620.7
270451	1046637	0	13.655	66.4	621.5
259674	1153594	0	7.726	68.3	626
248807	1161022	0	24.805	72.5	625.4

Lampiran 5. (Lanjutan)

303993	929643	0	6.958	61.7	617.8
302782	876867	0	5.589	55.7	614
213551	811364	0	5.117	63	617.8
290607	986447	0	8.686	61.4	617.8
30746	262562	1	167.653	74.3	627.6
11999	128469	1	12.343	75.2	630.1
57195	792175	1	30.388	74.8	631.8
51285	220202	1	18.169	71.3	626.6
18913	168867	1	11.528	71.1	628.4
9757	109877	1	18.639	74.9	627.8
11580	173095	1	23.113	75	628.7
209936	2550863	1	59.52	74.8	627.8
11262	182234	1	13.578	72.5	627.9
144493	1151339	0	6.175	67.2	619.6
156943	1302432	0	5.766	65.8	619.8
279467	3771485	0	9.758	70.8	630.6
124816	1926173	0	7.858	67	623.1
110391	1616267	1	26.306	73.9	632.9
14310	362279	1	50.271	73.6	629.5

```
;
proc fmm data=KEMISKINAN;
model yi / ni = SW PDRB IPM PK / dist = betabinomial;
run;
```

Data tahun 2010

```
data KEMISKINAN;
input yi ni SW PDRB IPM PK @@;
datalines;
```

2741	21069	0	192.767	70.82	590.55
78260	2059474	1	92.508	79.47	649
91416	2688706	1	54.509	78.95	644.29
35677	898665	1	251.814	78.41	646.43
86933	2281707	1	56.381	78.84	645.26
92434	1644733	1	97.698	77.63	640.38
474559	4759870	0	15.466	72.16	629.62
248987	2337907	0	7.942	70.66	626.99
310292	2166844	0	8.491	69.14	614.83
294907	3174457	0	14.501	74.05	638.56
334619	2400424	0	10.334	71.36	637.49
214103	1675298	0	7.622	72	632.31
158281	1530765	0	11.466	71.37	630.86
152198	1036772	0	8.818	70.89	631.73
332797	2064498	0	9.274	68.89	631.55
180924	1166499	0	8.708	70.25	633.65
141109	1090487	0	11.216	72.42	636.01
275712	1662920	0	27.895	67.75	635.67
197931	1461825	0	10.848	71.14	630.09
89986	851334	0	18.717	71.17	633.15
259429	2124726	0	26.911	69.79	629.62
160472	2626383	0	37.077	72.93	635.18
222135	1513182	0	11.616	73.35	635.56

Lampiran 5. (Lanjutan)

89795	948205	1	14.636	75.75	647.89
27622	298940	1	17.327	74.91	634.82
118316	2390223	1	34.241	76.06	636.89
35467	295559	1	36.882	74.93	647.96
147119	2335223	1	15.281	76.36	643.92
49253	1734261	1	9.286	79.09	649.2
39999	540528	1	23.736	75.51	633.2
131317	634076	1	13.327	74.4	630.24
14826	175042	0	10.103	71.38	631.36
297134	1640718	0	56.681	71.73	634.5
313897	1553946	0	6.649	72.6	634.52
208698	849402	0	6.797	72.07	631.04
166614	869140	0	7.712	69.91	634.04
263069	1158895	0	5.59	71.12	635.81
115306	694197	0	9.299	72.55	634.97
174726	754756	0	5.203	70.52	629.76
167075	1181578	0	6.789	72.08	636.96
127782	931356	0	8.707	70.72	632
197403	1129955	0	9.975	73.83	644.21
90143	823977	0	12.025	73.57	646.94
145546	928820	0	7.25	71.33	647.21
113693	813255	0	11.343	73.19	647.94
149741	856153	0	7.801	71	628.04
233688	1308444	0	4.966	70.83	631.25
134965	829533	0	5.39	70.61	642.36
138450	591667	0	8.404	72.07	641.28
172366	1190373	0	7.88	72.96	646.15
70112	778158	0	40.471	72.95	636.9
111654	1096798	0	8.31	72.64	632.48
198663	1058972	0	5.62	72.58	632.22
97748	930934	0	11.896	74.1	634.97
95288	707935	0	7.154	74.11	635.01
130313	900574	0	11.972	70.41	637.09
103541	705801	0	7.455	70.41	630.11
136524	838085	0	8.622	71.4	639.95
251857	1261809	0	6.312	69.89	635.26
182522	1392235	0	5.69	70.59	639.95
398726	1732838	0	8.438	68.2	634.36
12433	118297	1	17.807	76.6	649.52
69860	500430	1	19.909	77.86	652.43
14170	171136	1	10.857	76.53	647.54
79569	1554083	1	27.891	77.11	646.94
26409	282148	1	13.516	74.47	640.55
25717	242157	1	10.999	73.89	650.72
89976	388666	0	9.121	74.49	630.38
146489	910435	0	9.958	74.53	646.08
148683	674300	0	9.809	70.45	625.2
116634	1090038	0	12.452	78.2	647.84
37823	387929	1	30.306	79.52	649.71
105394	540483	0	6.2	72.07	631.4
113006	854811	0	8.71	70.29	636.8
107779	674462	0	8.704	73.24	637.1

Lampiran 5. (Lanjutan)

105280	989474	0	16.46	73.34	631.55
135423	1116431	0	11.023	73.67	649.38
232599	1498705	0	10.431	71.75	628.59
306352	2442999	0	12.832	70.54	634.85
140745	1006760	0	13.797	67.82	628.6
311409	2346715	0	10.839	64.95	626.6
174975	1555334	0	14.956	68.89	631.3
131785	737466	0	9.488	62.94	626.74
105095	647536	0	12.776	64.26	633.58
276271	1095445	0	13.589	62.99	636
198990	1509788	0	10.301	67.61	635.84
144928	1945343	0	29.105	76.35	646.97
125143	1023247	0	17.801	73.39	640.19
166287	1201496	0	11.694	72.7	636.99
151582	1016647	0	10.818	70.76	631.9
102259	661871	0	10.417	70.18	625.21
80271	620333	0	11.899	72.72	637.09
149179	816972	0	8.861	68.82	622.75
227089	1209207	0	18.352	66.92	616.11
225597	1117370	0	17.024	68.31	629.13
220579	1179568	0	9.986	69.63	631.84
193341	1177473	0	32.3	74.47	640.59
255102	907191	0	8.234	64.51	632.41
284710	876841	0	6.517	59.7	632.47
178781	795644	0	6.177	64.6	625.49
256419	1041931	0	10.744	65.6	644.19
24886	267304	1	213.205	76.28	643.35
10069	131966	1	15.387	77.42	650.38
48386	820102	1	37.553	77.2	650.75
41297	217010	1	21.966	74.33	650.48
16763	186256	1	14.203	73.45	651.93
8898	120081	1	23.287	77.02	648.01
10431	170721	1	29.225	76.61	640.32
195484	2764979	1	74.186	77.28	652.8
9683	189863	1	17.119	74.45	640.75
127562	1145081	0	7.563	68.29	626.73
124840	1202698	0	6.993	67.67	629.44
203683	3109665	0	12.279	71.76	635.19
88965	1533880	0	9.012	68.67	631.19
123608	1925359	1	31.648	75.17	643.18
16692	403189	1	83.554	75.29	645.43

```

;
proc fmm data=KEMISKINAN;
model yi / ni = SW PDRB IPM PK / dist = betabinomial;
run;

```

Lampiran 6. Hasil Pendugaan Parameter Model Penuh
Regresi Beta Binomial Menggunakan *Software* SAS 9.3

Data tahun 2008

The SAS System

The FMM Procedure

Model Information	
Data Set	WORK.KEMISKINAN
Response Variable (Events)	Yi
Response Variable (Trials)	Ni
Type of Model	Homogeneous Regression Mixture
Distribution	Beta-Binomial
Components	1
Link Function	Logit
Estimation Method	Maximum Likelihood

Number of Observations Read	116
Number of Observations Used	116
Number of Events	19702826
Number of Trials	1.3183E8

Lampiran 6. (Lanjutan)

Optimization Information	
Optimization Technique	Dual Quasi-Newton
Parameters in Optimization	6
Mean Function Parameters	5
Scale Parameters	1
Lower Boundaries	1
Upper Boundaries	0
Number of Threads	4

Fit Statistics	
-2 Log Likelihood	2798.0
AIC (smaller is better)	2810.0
AICC (smaller is better)	2810.8
BIC (smaller is better)	2826.6
Pearson Statistic	118.7

Lampiran 6. (Lanjutan)

Parameter Estimates for 'Beta-Binomial' Model				
Effect	Estimate	Standard Error	z Value	Pr > z
Intercept	2.0146	7.3656	0.27	0.7845
SW	-0.4321	0.1157	-3.74	0.0002
PDRB	-0.00251	0.001835	-1.37	0.1719
IPM	-0.06127	0.01365	-4.49	<.0001
PK	0.001172	0.01265	0.09	0.9261
Scale Parameter	51.4950	6.7511		

Data tahun 2010

The SAS System

The FMM Procedure

Model Information	
Data Set	WORK.KEMISKINAN
Response Variable (Events)	Yi
Response Variable (Trials)	Ni
Type of Model	Homogeneous Regression Mixture
Distribution	Beta-Binomial
Components	1
Link Function	Logit
Estimation Method	Maximum Likelihood

Lampiran 6. (Lanjutan)

Number of Observations Read	116
Number of Observations Used	116
Number of Events	17102240
Number of Trials	1.3522E8

Optimization Information	
Optimization Technique	Dual Quasi-Newton
Parameters in Optimization	6
Mean Function Parameters	5
Scale Parameters	1
Lower Boundaries	1
Upper Boundaries	0
Number of Threads	4

Fit Statistics	
-2 Log Likelihood	2758.4
AIC (smaller is better)	2770.4
AICC (smaller is better)	2771.2
BIC (smaller is better)	2786.9
Pearson Statistic	119.6

Lampiran 6. (Lanjutan)

Parameter Estimates for 'Beta-Binomial' Model				
Effect	Estimate	Standard Error	z Value	Pr > z
Intercept	0.2517	3.1076	0.08	0.9355
SW	-0.3627	0.1197	-3.03	0.0025
PDRB	-0.00202	0.001440	-1.40	0.1608
IPM	-0.06179	0.01217	-5.08	<.0001
PK	0.003837	0.005314	0.72	0.4703
Scale Parameter	67.1747	8.8227		

Lampiran 7. Hasil Pendugaan Parameter Regresi Beta Binomial Tanpa Peubah PK Menggunakan *Software SAS 9.3*

Data tahun 2008

The SAS System

The FMM Procedure

Model Information	
Data Set	WORK.KEMISKINAN
Response Variable (Events)	yi
Response Variable (Trials)	ni
Type of Model	Homogeneous Regression Mixture
Distribution	Beta-Binomial
Components	1
Link Function	Logit
Estimation Method	Maximum Likelihood

Number of Observations Read	116
Number of Observations Used	116
Number of Events	19702826
Number of Trials	1.3183E8

Lampiran 7. (Lanjutan)

Optimization Information	
Optimization Technique	Dual Quasi-Newton
Parameters in Optimization	5
Mean Function Parameters	4
Scale Parameters	1
Lower Boundaries	1
Upper Boundaries	0
Number of Threads	4

Fit Statistics	
-2 Log Likelihood	2798.1
AIC (smaller is better)	2808.1
AICC (smaller is better)	2808.6
BIC (smaller is better)	2821.8
Pearson Statistic	118.5

Lampiran 7. (Lanjutan)

Parameter Estimates for 'Beta-Binomial' Model				
Effect	Estimate	Standard Error	z Value	Pr > z
Intercept	2.6941	0.7305	3.69	0.0002
SW	-0.4329	0.1154	-3.75	0.0002
PDRB	-0.00255	0.001772	-1.44	0.1501
IPM	-0.06048	0.01068	-5.66	<.0001
Scale Parameter	51.4934	6.7509		

Data tahun 2010

The SAS System

The FMM Procedure

Model Information	
Data Set	WORK.KEMISKINAN
Response Variable (Events)	yi
Response Variable (Trials)	ni
Type of Model	Homogeneous Regression Mixture
Distribution	Beta-Binomial
Components	1
Link Function	Logit
Estimation Method	Maximum Likelihood

Lampiran 7. (Lanjutan)

Number of Observations Read	116
Number of Observations Used	116
Number of Events	17102240
Number of Trials	1.3522E8

Optimization Information	
Optimization Technique	Dual Quasi-Newton
Parameters in Optimization	5
Mean Function Parameters	4
Scale Parameters	1
Lower Boundaries	1
Upper Boundaries	0
Number of Threads	4

Fit Statistics	
-2 Log Likelihood	2758.9
AIC (smaller is better)	2768.9
AICC (smaller is better)	2769.5
BIC (smaller is better)	2782.7
Pearson Statistic	118.6

Lampiran 7. (Lanjutan)

Parameter Estimates for 'Beta-Binomial' Model				
Effect	Estimate	Standard Error	z Value	Pr > z
Intercept	2.4217	0.7816	3.10	0.0019
SW	-0.3333	0.1129	-2.95	0.0032
PDRB	-0.00231	0.001381	-1.67	0.0945
IPM	-0.05802	0.01114	-5.21	<.0001
Scale Parameter	66.8811	8.7843		



Lampiran 8. Hasil Pendugaan Parameter Regresi Beta Binomial Tanpa Peubah PK dan PDRB Menggunakan *Software SAS 9.3*

Data tahun 2008

The SAS System

The FMM Procedure

Model Information	
Data Set	WORK.KEMISKINAN
Response Variable (Events)	yi
Response Variable (Trials)	ni
Type of Model	Homogeneous Regression Mixture
Distribution	Beta-Binomial
Components	1
Link Function	Logit
Estimation Method	Maximum Likelihood

Number of Observations Read	116
Number of Observations Used	116
Number of Events	19702826
Number of Trials	1.3183E8

Lampiran 8. (Lanjutan)

Optimization Information	
Optimization Technique	Dual Quasi-Newton
Parameters in Optimization	4
Mean Function Parameters	3
Scale Parameters	1
Lower Boundaries	1
Upper Boundaries	0
Number of Threads	4

Fit Statistics	
-2 Log Likelihood	2800.5
AIC (smaller is better)	2808.5
AICC (smaller is better)	2808.8
BIC (smaller is better)	2819.5
Pearson Statistic	119.5

Lampiran 8. (Lanjutan)

Parameter Estimates for 'Beta-Binomial' Model				
Effect	Estimate	Standard Error	z Value	Pr > z
Intercept	2.8471	0.7291	3.90	<.0001
SW	-0.4781	0.1133	-4.22	<.0001
IPM	-0.06312	0.01062	-5.94	<.0001
Scale Parameter	50.3839	6.6044		

Data tahun 2010

The SAS System

The FMM Procedure

Model Information	
Data Set	WORK.KEMISKINAN
Response Variable (Events)	yi
Response Variable (Trials)	ni
Type of Model	Homogeneous Regression Mixture
Distribution	Beta-Binomial
Components	1
Link Function	Logit
Estimation Method	Maximum Likelihood

Lampiran 8. (Lanjutan)

Number of Observations Read	116
Number of Observations Used	116
Number of Events	17102240
Number of Trials	1.3522E8

Optimization Information	
Optimization Technique	Dual Quasi-Newton
Parameters in Optimization	4
Mean Function Parameters	3
Scale Parameters	1
Lower Boundaries	1
Upper Boundaries	0
Number of Threads	4

Fit Statistics	
-2 Log Likelihood	2762.3
AIC (smaller is better)	2770.3
AICC (smaller is better)	2770.6
BIC (smaller is better)	2781.3
Pearson Statistic	120.0

Lampiran 8. (Lanjutan)

Parameter Estimates for 'Beta-Binomial' Model				
Effect	Estimate	Standard Error	z Value	Pr > z
Intercept	2.5645	0.7882	3.25	0.0011
SW	-0.3858	0.1118	-3.45	0.0006
IPM	-0.06050	0.01121	-5.40	<.0001
Scale Parameter	64.8948	8.5222		

