



TESIS - KS185411

**PEMODELAN INISIASI MENYUSU DINI DAN ASI EKSKLUSIF
DENGAN PENDEKATAN *SEEMINGLY UNRELATED*
*BIVARIATE PROBIT***

(Studi Kasus di Provinsi Jawa Timur Tahun 2017)

DEMITRIA DINI ARIYANI
06211850010003

Dosen Pembimbing
Dr. Vita Ratnasari, M.Si
Dr. Purhadi, M.Sc

Program Magister
Departemen Statistika
Fakultas Sains dan Analitika Data
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya
2020



TESIS - KS185411

**PEMODELAN INISIASI MENYUSU DINI DAN ASI EKSKLUSIF
DENGAN PENDEKATAN *SEEMINGLY UNRELATED*
BIVARIATE PROBIT
(Studi Kasus di Provinsi Jawa Timur Tahun 2017)**

**DEMITRIA DINI ARIYANI
06211850010003**

Dosen Pembimbing
Dr. Vita Ratnasari, M.Si
Dr. Purhadi, M.Sc

Program Magister
Departemen Statistika
Fakultas Sains dan Analitika Data
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya
2020



THESIS - KS185411

**MODELLING THE EARLY INITIATION OF BREASTFEEDING
AND EXCLUSIVE BREASTFEEDING WITH SEEMINGLY
UNRELATED BIVARIATE PROBIT APPROACH**
(Case Studies in East Java Province in 2017)

DEMITRIA DINI ARIYANI
06211850010003

Supervisor
Dr. Vita Ratnasari, M.Si
Dr. Purhadi, M.Sc

Magister Program
Departement of Statistics
Faculty of Science and Data Analytics
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya
2020

LEMBAR PENGESAHAN TESIS

Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar
Magister Statistika (M.Stat)
di
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh:
DEMITRIA DINI ARIYANI
NRP: 06211850010003

Tanggal Ujian : 28 Juli 2020
Periode Wisuda : September 2020


Disetujui oleh:
Pembimbing:

1. Dr. Vita Ratnasari, M.Si.
NIP:19700910 199702 2 001



.....


2. Dr. Purhadi, M.Sc
NIP:19620204 198701 1 001



.....

Penguji :

1. Prof. Dr. Drs. I Nyoman Budiantara, M.Si.
NIP:19650603 198903 1 003



.....

2. Dr. Ir. Setiawan, MS
NIP:19601030 198701 1 001



.....



Dr. Kartika Fithriasari, M.Si.
NIP.19691212 1993032 002

6

**PEMODELAN INISIASI MENYUSU DINI DAN ASI EKSKLUSIF
DENGAN PENDEKATAN
SEEMINGLY UNRELATED BIVARIATE PROBIT
(Studi Kasus di Provinsi Jawa Timur Tahun 2017)**

Nama Mahasiswa : Demitria Dini Ariyani
NRP : 06211850010003
Pembimbing : Dr. Vita Ratnasari, M.Si.
Co-Supervisor : Dr. Purhadi, M.Sc.

ABSTRAK

Model *Seemingly Unrelated Bivariate Probit* (SURBP) merupakan pengembangan dari model SUR dan probit bivariat yang digunakan ketika dua persamaan yang akan diestimasi mempunyai *error* yang cenderung berkorelasi di persamaan model. Variabel bebas dalam model SURBP dapat berbeda pada tiap persamaan. Dalam model SURBP dapat memuat masalah endogenitas, yaitu variabel respon dari persamaan satu menjadi variabel prediktor persamaan yang lain. Dalam penelitian ini menggunakan kasus Inisiasi Menyusu Dini (IMD) dan ASI eksklusif. Diduga variabel IMD mempengaruhi ASI eksklusif sehingga terdapat masalah endogenitas. Data yang digunakan adalah data Survei Sosial Ekonomi Nasional (SUSENAS) provinsi Jawa Timur 2017. Metode estimasi parameter yang dapat digunakan untuk mengatasi masalah endogenitas adalah *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Jika persamaan yang diperoleh tidak menghasilkan bentuk yang *closed form*, maka penyelesaiannya harus menggunakan iterasi numerik. Metode iterasi numerik yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode iterasi BHHH (Berndt, Hall, Hall, Hausman). Dengan uji Rho, diketahui terdapat masalah endogenitas. Jumlah anak yang lahir hidup dan penolong kelahiran secara signifikan mempengaruhi Inisiasi Menyusu Dini (IMD), sedangkan pendidikan ibu, status bekerja ibu, penolong kelahiran, dan IMD sebagai variabel eksogen berpengaruh signifikan terhadap variabel menyusui.

Kata kunci : *Seemingly Unrelated Bivariate Probit*, IMD, ASI Eksklusif, MLE, BHHH

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

**MODELLING THE EARLY INITIATION OF BREASTFEEDING AND
EXCLUSIVE BREASTFEEDING WITH
SEEMINGLY UNRELATED BIVARIATE PROBIT APPROACH
(CASE STUDIES IN EAST JAVA PROVINCE IN 2017)**

Name : Demitria Dini Ariyani
NRP : 06211850010003
Supervisor : Dr. Vita Ratnasari, M.Si.
Co-Supervisor : Dr. Purhadi, M.Sc.

ABSTRACT

The Seemingly Unrelated Bivariate Probit model is a joint model for two dependent variables whose disturbances are assumed to be correlated and the dependent variable of one of them is an explanatory variable in the other. In this study using the case of Early Initiation of Breastfeeding and exclusive breastfeeding. It is suspected that the Early Initiation of Breastfeeding variable affects exclusive breastfeeding so that there are endogenous problems. The data used is the National Socioeconomic Survey (SUSENAS) of the province of East Java 2017. The parameter estimation method that can be used to overcome the endogeneity problem is the Maximum Likelihood Estimation. As there is no closed-form for the likelihood function for the model, maximum likelihood estimates for the parameter have to be obtained numerically. The numerical iteration method used in this study is the BHHH iteration method (Berndt, Hall, Hall, Hausman). With the Rho test, the result is an endogeneity problem. The number of children born alive and the birth attendant significantly effect the Early Initiation of Breastfeeding (EIB), while the mother's education, working status of the mother, the variable of the birth attendant, and EIB as an exogenous variable significantly effect the variable of breastfeeding.

Keywords : *Seemingly Unrelated Bivariate Probit*, Early Initiation of Breastfeeding, exclusive breastfeeding, MLE, BHHH

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur penulis panjatkan kehadirat Tuhan Yang Maha Esa yang telah melimpahkan berkat, rahmat, dan karunia-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan tesis yang berjudul “Pemodelan Inisiasi Menyusu Dini dan Asi Eksklusif dengan Pendekatan *Seemingly Unrelated Bivariate Probit* (Studi Kasus di Provinsi Jawa Timur Tahun 2017)” dengan lancar. Penyusunan tesis ini tidak mungkin dapat selesai dengan baik tanpa dukungan dan bantuan dari berbagai pihak baik secara langsung maupun tidak langsung. Oleh karena itu, pada kesempatan ini penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada:

1. Ibu Dr. Kartika Fithriasari, M.Si. selaku Kepala Departemen Statistika Fakultas Sains dan Analitika Data Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya.
2. Ibu Santi Wulan Purnami, M.Si., Ph.D selaku Sekretaris Departemen I (Bidang Akademik, Kemahasiswaan, Penelitian dan Pengabdian Kepada Masyarakat).
3. Ibu Dr. Vita Ratnasari, M.Si. selaku Sekretaris Departemen II (Bidang Sumber Daya Keuangan, Sumber Daya Manusia, dan Sarana Prasarana) sekaligus dosen pembimbing tesis yang telah meluangkan waktu serta dengan penuh kesabaran selalu memberikan arahan, motivasi, bimbingan, dan masukan kepada penulis dari awal hingga akhir penyusunan tesis.
4. Bapak Dr.rer.pol. Dedy Dwi Prastyo, S.Si, M.Si. selaku Kepala Program Studi Pascasarjana Statistika Departemen Statistika ITS.
5. Bapak Dr. Puhadi, M.Sc. selaku dosen co-pembimbing tesis yang telah meluangkan waktu serta dengan penuh kesabaran selalu memberikan motivasi, bimbingan, dan masukan kepada penulis selama menyusun tesis.
6. Bapak Prof. Dr. Drs. I Nyoman Budiantara, M.Si. dan Bapak Dr. Ir. Setiawan, MS selaku dosen penguji yang telah memberikan saran serta perbaikan kepada penulis untuk hasil tesis yang lebih baik.
7. Bapak Prof. Nur Iriawan, M.Ikom, Ph.D selaku dosen wali penulis yang telah memberikan motivasi, arahan, dan bimbingan dalam menjalani perkuliahan.

8. Bapak dan Ibu dosen pengajar Departemen Statistika ITS, atas ilmu yang telah diajarkan selama penulis menempuh pendidikan.
9. Bapak dan Ibu Pegawai Departemen Statistika ITS yang telah banyak membantu penulis selama masa perkuliahan.
10. Kedua orang tua, saudara, serta semua keluarga yang telah memberikan dukungan, motivasi, semangat, dan doanya.
11. Teman-teman S2 Mas Habi, Lulu, Mbak Mita, Fazah, Endah, Vania, dan Ramli yang telah membantu pengolahan data dan memberikan saran kepada penulis dalam pengerjaan tesis ini.
12. Teman-teman seperjuangan S2 Statistika angkatan 2018 dalam memberikan bantuan, dukungan serta doa selama masa studi dan dalam penyelesaian tesis ini.
13. Seluruh pihak yang belum dapat penulis sebutkan satu per satu dalam penyusunan tesis ini.

Penulis menyadari sepenuhnya bahwa masih banyak kekurangan dan kesalahan dalam penulisan tesis ini. Oleh karena itu, kritik dan saran yang bersifat membangun sangat penulis harapkan agar nantinya menjadi koreksi untuk penelitian yang akan datang. Besar harapan penulis bahwa tesis ini dapat bermanfaat bagi seluruh pihak yang membutuhkan.

Surabaya, Agustus 2020

Demitria Dini Ariyani

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	ix
KATA PENGANTAR	xi
DAFTAR ISI.....	xiii
DAFTAR TABEL.....	xv
DAFTAR GAMBAR	xvii
DAFTAR LAMPIRAN.....	xix
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Perumusan Masalah	5
1.3 Tujuan Penelitian	6
1.4 Manfaat Penelitian	6
1.5 Batasan Permasalahan.....	7
BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA	9
2.1 Model Probit Univariat	9
2.2 Model Probit Bivariat	10
2.2.1 Estimasi Parameter Model Regresi Probit Bivariat	14
2.2.2 Pengujian Parameter Model Probit Bivariat	15
2.2.3 Ketepatan Klasifikasi Model Probit Bivariat.....	17
2.3 Model Seemingly Unrelated Bivariate Probit.....	17
2.3.1 Estimasi Parameter Model Seemingly Unrelated Bivariate Probit (SURBP)	20
2.3.2 Pengujian Parameter Model Seemingly Unrelated Bivariate Probit (SURBP)	21
2.4 Uji Dependensi Dua Variabel Respon	22
2.5 Deteksi Multikolinieritas	23
2.6 Uji Hipotesis Endogenitas Variabel Respon.....	24
2.7 Inisiasi Menyusu Dini (IMD)	24
2.8 ASI Eksklusif.....	25
2.9 Keterkaitan antar Variabel Penelitian	26

BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN	29
3.1 Sumber Data	29
3.2 Variabel Penelitian	29
3.3 Definisi Operasional Variabel Penelitian	30
3.4 Tahapan Penelitian	31
BAB 4 ANALISIS DAN PEMBAHASAN.....	35
4.1 Estimasi Parameter Model Seemingly Unrelated Bivariate Probit	35
4.2 Pemodelan Inisiasi Menyusu Dini (IMD) dan ASI Eksklusif dengan Menggunakan <i>Seemingly Unrelated Bivariate Probit</i>	42
4.2.1 Gambaran Inisiasi Menyusu Dini (IMD) dan ASI Eksklusif di Provinsi Jawa Timur.....	42
4.2.2 Pengujian Dependensi Inisiasi Menyusu Dini (IMD) dan ASI Eksklusif	45
4.2.3 Pendeteksian Multikolinieritas pada Variabel Prediktor	46
4.2.4 Pemodelan Inisiasi Menyusu Dini dan ASI Eksklusif dengan SURBP	46
4.2.5 Probabilitas Model Seemingly Unrelated Bivariate Probit	50
4.2.6 Efek Marginal Variabel Prediktor	53
BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN	59
5.1 Kesimpulan.....	59
5.2 Saran	60
DAFTAR PUSTAKA	61
LAMPIRAN.....	65

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Tabel Kontingensi antara frekuensi dan probabilitas untuk Variabel Respon Y_1 dan Y_2	13
Tabel 2.2 Klasifikasi antara Hasil Observasi dan Hasil Prediksi 2 Variabel Respon	17
Tabel 2.3 Kontingensi antara frekuensi dan probabilitas untuk variabel respon Y_1 berkategori 2 dan Y_2 berkategori 3	20
Tabel 3.1 Variabel Penelitian	29
Tabel 3.2 Struktur Data Penelitian	31
Tabel 4.1 Deskriptif Variabel Respon (Y_1)	43
Tabel 4.2 Deskriptif Variabel Respon (Y_2)	43
Tabel 4.3 Persentase Berdasarkan IMD dan ASI Eksklusif	43
Tabel 4.4 Persentase Jumlah Ibu Berdasarkan Variabel Respon dan Variabel Prediktor yang Kategori	44
Tabel 4.5 Deskriptif Variabel Umur Ibu dan Jumlah Anak Lahir Hidup berdasarkan Inisiasi Menyusu Dini	44
Tabel 4.6 Deskriptif Variabel Umur Ibu dan Jumlah Anak Lahir Hidup berdasarkan ASI Eksklusif	45
Tabel 4.7 Persentase berdasarkan IMD dan ASI Eksklusif	45
Tabel 4.8 Deteksi Multikolinieritas Variabel Prediktor	46
Tabel 4.9 Hasil Estimasi Parameter Model SURBP	47
Tabel 4.10 Pengujian Signifikansi Parameter Secara Parsial Model SURBP ..	49
Tabel 4.11 Tabel Kontingensi Nilai Aktual dan Nilai Prediksi Model SURBP	49

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Kerangka Variabel Penelitian.....	27
Gambar 3.1 Diagram Alir Pemodelan Inisiasi Menyusu Dini (IMD) dan ASI Eksklusif.....	34

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 Estimasi Parameter Model SURBP	65
Lampiran 2 Data Variabel Penelitian	72
Lampiran 3 Uji Kendall's Tau antara Dua Variabel Respon Y_1 dan Y_2	73
Lampiran 4 Uji Multikolinieritas dengan <i>Variance Inflation Factor</i> (VIF)	74
Lampiran 5 <i>Syntax STATA Module</i> bioprobit.ado	75
Lampiran 6 <i>Output</i> Model SURBP	83
Lampiran 7 <i>Syntax</i> Program Hitung Prediksi Probabilitas Model SURBP	85
Lampiran 8 <i>Syntax</i> Program Hitung Prediksi Probabilitas Model SURBP pada kasus ASI eksklusif di Jawa Timur	86
Lampiran 9 <i>Syntax</i> Program Hitung Efek Marginal Model SURBP pada kasus ASI eksklusif di Jawa Timur	88

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Analisis regresi merupakan salah satu alat analisis dalam statistika yang banyak digunakan untuk mengevaluasi hubungan atau keterkaitan antara variabel respon dan variabel prediktor. Untuk menganalisis data dengan variabel respon berupa data kontinu digunakan analisis regresi linier. Namun, dalam kehidupan sehari-hari sering ditemui kasus dengan variabel respon berupa variabel kategorik.

Salah satu analisis statistika yang dapat digunakan ketika variabel respon berupa data kategorik adalah analisis regresi probit. Regresi probit merupakan model regresi non linear yang menggambarkan hubungan variabel respon yang datanya kategori dengan variabel prediktor yang dapat berupa data kontinu atau data kategorik maupun gabungan keduanya dengan pendekatan CDF normal untuk mengestimasi parameter sehingga terbentuk model probit (Gujarati dan Porter, 2004). Berdasarkan banyaknya kategori dari variabel respon, model probit dapat dibedakan menjadi model probit biner dan model probit ordinal. Model probit biner digunakan ketika variabel respon hanya mempunyai dua nilai kategori, misalnya “ya” dan “tidak”, sedangkan model probit ordinal digunakan ketika variabel respon mempunyai kategori lebih dari dua, misalkan rendah, menengah, tinggi. Pada umumnya penelitian hanya menggunakan satu variabel respon untuk diestimasi. Model probit dengan satu variabel respon disebut dengan model probit univariat. Namun seiring dengan semakin kompleksnya permasalahan yang ditemui sehari-hari, tidak cukup hanya memodelkan dengan satu variabel respon saja, maka berkembang dua atau lebih variabel respon yang dibentuk menjadi suatu sistem persamaan untuk diestimasi. Misalkan untuk dua variabel respon maka model ini disebut model probit bivariat.

Dalam pemodelan probit bivariat dapat digunakan variabel independen yang sama di setiap persamaan model probit. Selain itu, dapat juga digunakan variabel independen yang berbeda dengan menggunakan *Seemingly Unrelated Bivariate Probit* (SURBP) (Sajaia, 2018). Model SURBP merupakan model dari dua persamaan probit yang mempunyai *error* yang cenderung saling berkorelasi di

persamaan model dan dapat memuat masalah endogenitas, yaitu salah satu variabel dependen biner menjadi variabel prediktor untuk variabel dependen lain (Greene, 2012; Maddala, 1983; Sajaia, 2018). Seyoum (2018) mengembangkan model probit bivariat yaitu menggunakan SURBP untuk menganalisis prevalensi penyakit malaria dan anemia. Dalam penelitiannya, Seyoum memodelkan dengan SURBP menggunakan variabel-variabel yang signifikan ketika dimodelkan dengan model bivariat probit, variabel malaria menjadi variabel endogen untuk variabel dependen anemia. Costa-Font dan Gil (2005) mengaplikasikan SURBP pada kasus obesitas dan penyakit kronis di Spanyol, dengan variabel obesitas sebagai variabel endogen penyakit kronis. Benlagha dan Karaa (2017) melakukan penelitian menggunakan SURBP untuk memodelkan jumlah kecelakaan dan pilihan besaran biaya yang harus dibayar oleh pemegang polis (*deductible choice*), dengan *deductible choice* sebagai variabel endogen jumlah kecelakaan.

Tahapan awal pembentukan model statistik adalah estimasi parameter. Pada model probit univariat estimasi parameter menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Karena persamaan yang diperoleh tidak *closed form* maka penyelesaiannya dapat menggunakan metode Newton Raphson. Ratnasari (2012) menggunakan metode MLE untuk mendapatkan estimasi parameter model probit bivariat. Nugraha (2010) mengembangkan metode iterasi BHHH (Bern, Hall, Hall dan Hausman) dan metode iterasi BFGS (Broyden, Fletcher, Goldfarb, dan Shanno) untuk mendapatkan estimasi parameter model probit bivariat. Seyoum (2018) menggunakan metode MLE sedangkan McGuire dkk. (2018) menggunakan metode *two stage least square* untuk mendapatkan estimasi parameter model SURBP. Roodman (2011) mengembangkan penggunaan metode FIML untuk mengestimasi sistem persamaan terstruktur untuk model probit bivariat yang memuat unsur endogenitas. Freedman dan Sekhon (2010) menggunakan metode MLE untuk mendapatkan estimasi parameter model probit dengan endogenitas dan disimpulkan hasil estimasi parameter dengan MLE tidak bias. Han dan Vytlačil (2017) mengidentifikasi sistem persamaan untuk variabel endogen biner dengan asumsi normalitas bivariat untuk *error* dari model probit bivariat, hasilnya adalah ketika model parametrik, maka dapat digunakan metode MLE. Sajaia (2008)

mengembangkan model probit bivariat ordinal dengan endogenitas. Variabel respon untuk masing-masing persamaan dapat berbeda jumlah kategorinya.

Model probit baik univariat maupun bivariat banyak dikembangkan di berbagai bidang. Dalam penelitian ini akan mengaplikasikan model probit bivariat di bidang kesehatan. Perserikatan Bangsa-Bangsa (PBB) pada tanggal 25 September 2015 lalu di New York, Amerika Serikat, secara resmi telah mengesahkan *Sustainable Development Goals* atau SDGs (Tujuan Pembangunan Berkelanjutan) sebagai kesepakatan pembangunan global. Setidaknya 193 kepala negara hadir, termasuk Indonesia turut mengesahkan Tujuan Pembangunan Berkelanjutan 2030. SDGs merupakan kesepakatan pembangunan baru menggantikan *Millenium Development Goals/MDGs* (Tujuan Pembangunan Milenium) yang berlaku dalam kurun waktu 2015-2030. Masalah kesehatan dan kesejahteraan menjadi salah satu fokus dari SDGs yang ketiga, yaitu memastikan kehidupan yang sehat dan meningkatkan kesejahteraan untuk semua (Hoelman dkk., 2016). Untuk mencapai tujuan SDGs tersebut, salah satu langkah yang dapat diambil adalah dengan memperkecil angka kematian bayi. Angka kematian bayi (AKB) di Jawa Timur masih tergolong tinggi. Berdasarkan data tahun 2017 AKB sebesar 23,1 per 1.000 kelahiran. Untuk mencapai pertumbuhan dan perkembangan bayi yang optimal, ASI eksklusif perlu diberikan pada bayi baru lahir sampai usia enam bulan dan dapat dilanjutkan sampai anak usia 2 tahun dengan pemberian makanan pendamping ASI yang sesuai. (Keputusan Menteri Kesehatan RI No. 450/MENKES/SK/VI/2004).

Menyusui merupakan salah satu langkah pertama bagi seorang manusia untuk mendapatkan kehidupan yang sehat dan sejahtera yang ada di dalam prinsip Sustainable Development Goals (SDGs). ASI Eksklusif memiliki kontribusi yang besar terhadap tumbuh kembang dan daya tahan tubuh anak. Anak yang diberi ASI Eksklusif akan tumbuh dan berkembang secara optimal dan tidak mudah sakit. Hal tersebut sesuai dengan beberapa kajian dan fakta global. Kajian global "*The Lancet Breastfeeding Series*", 2016 telah membuktikan (1) menyusui eksklusif menurunkan angka kematian karena infeksi sebanyak 88% pada bayi berusia kurang dari 3 bulan, (2) sebanyak 31,36% dari 37,94% anak sakit, karena tidak menerima ASI eksklusif. Investasi dalam pencegahan BBLR, Stunting dan

meningkatkan Inisiasi Menyusu Dini (IMD) dan ASI Eksklusif berkontribusi dalam menurunkan risiko obesitas dan penyakit kronis (Kemenkes, 2017).

Pemberian Inisiasi Menyusu Dini (IMD) dan ASI eksklusif terhadap bayi dapat menurunkan angka kematian bayi. Sebanyak 70,58 persen wanita pernah kawin yang melahirkan 2 tahun lalu atau kurang (data SUSENAS tahun 2017), yang melakukan IMD (BPS, 2018). Artinya kesadaran untuk melakukan IMD sesaat setelah melahirkan dimiliki oleh lebih dari separuh perempuan pernah kawin usia 15-49 tahun (yang pernah melahirkan kurang dari 2 tahun lalu) di Jawa Timur, mengingat keutamaan IMD yang sangat baik untuk tumbuh kembang anak. Persentase anak usia 0-23 bulan yang pernah diberi ASI di Provinsi Jawa Timur sebesar 93,82 persen pada tahun 2017 yang turun sebesar 1,53 persen dari tahun 2016 sebesar 95,35 persen (BPS, 2018). Rata-rata lama bayi usia 0-1 tahun (0-23 bulan) yang mendapatkan ASI eksklusif di Jawa Timur pada tahun 2017 adalah 4,30 bulan, lebih lama 0,34 bulan dibandingkan dengan tahun 2016 (BPS, 2018). Namun, berdasarkan data dari kabupaten/kota diketahui bahwa cakupan bayi yang mendapat ASI Eksklusif di Jawa Timur tahun 2017 hanya sebesar 75,7% (Depkes, 2017). Persentase usia 0-23 bulan yang pernah diberi ASI di Provinsi Jawa Timur sudah cukup tinggi dan dalam penelitian ini akan dilihat faktor-faktor yang mempengaruhi Inisiasi Menyusu Dini (IMD) dan pemberian ASI eksklusif di provinsi Jawa Timur.

Penelitian tentang IMD dan ASI eksklusif sudah banyak dilakukan, namun sebagian besar penelitian dilakukan terpisah dan hanya menunjukkan adanya hubungan atau tidak antara IMD dan ASI eksklusif. Penelitian tersebut diantaranya adalah Ekaristi dkk. (2006) yang menyatakan bahwa terdapat hubungan IMD dengan pemberian ASI eksklusif di kota Manado. Dalam penelitian Juliastuti (2011), menyatakan bahwa tingkat pengetahuan ibu, ibu bekerja, dan IMD meningkatkan pemberian ASI eksklusif. Nelvi (2004) juga melakukan penelitian di Indonesia untuk mengetahui variabel sosial-demografi yang memengaruhi IMD dan memperoleh hasil yang menyatakan bahwa pendidikan ibu dan status bekerja ibu merupakan faktor yang memengaruhi ibu dalam memberikan IMD.

Sehubungan dengan penelitian-penelitian tentang model regresi probit serta Inisiasi Menyusu Dini (IMD) dan ASI eksklusif maupun terhadap indikator

penyusunnya yang telah dilakukan sebelumnya, maka pada penelitian ini ingin mengkaji tentang estimasi parameter pada *Seemingly Unrelated Bivariate Probit* (SURBP), serta memodelkan hubungan variabel-variabel yang diduga berpengaruh terhadap Inisiasi Menyusu Dini (IMD) dan ASI eksklusif di Provinsi Jawa Timur.

1.2 Perumusan Masalah

Model regresi probit bivariat menggambarkan hubungan dua variabel respon yang datanya bertipe kategorik dengan variabel prediktor yang dapat berupa data kontinu atau data kategorik maupun gabungan keduanya. Dalam model regresi probit bivariat, variabel prediktor penyusun masing-masing persamaan adalah sama dan tidak ada unsur endogenitas dari variabel respon satu ke variabel respon yang lain. Namun, apabila ada unsur endogenitas, penggunaan model regresi probit bivariat akan menghasilkan model yang kurang tepat. Sehingga untuk menyelesaikan masalah tersebut dapat digunakan model *Seemingly Unrelated Bivariate Probit* (SURBP). Dalam melakukan estimasi parameter dengan menggunakan model SURBP, umumnya digunakan metode MLE, *Two-stage Least Square*, dan FIML (Greene, 2012; Maddala, 1976). Freedman dan Sekhon (2010) menggunakan metode MLE untuk mendapatkan estimasi parameter model probit dengan endogenitas dan disimpulkan hasil estimasi parameter dengan MLE tidak bias. Oleh karena itu, dalam penelitian ini dipilih metode MLE sebagai metode estimasi persamaan SURBP. Karena hasil yang diperoleh tidak *closed-form* maka dipilih metode iterasi BHHH karena tidak perlu menggunakan turunan kedua (Train, 2003). Sehingga pada penelitian akan mengkaji tentang bagaimana memperoleh estimasi parameter dari model *Seemingly Unrelated Bivariate Probit*.

Masalah kesehatan dan kesejahteraan masih menjadi fokus SDGs. Untuk mencapai tujuan SDGs tersebut, salah satu langkah yang dapat diambil adalah dengan memperkecil angka kematian bayi. AKB di Jawa Timur masih tergolong tinggi (BPS,2017). Tinggi atau rendahnya AKB salah satunya dipengaruhi oleh pemberian gizi oleh ibu untuk bayi, yaitu Inisiasi Menyusu Dini (IMD) dan ASI eksklusif. Sehingga dalam penelitian ini akan mengkaji bagaimana mendapatkan pemodelan Inisiasi Menyusu Dini (IMD) dan ASI eksklusif di Provinsi Jawa Timur

dengan variabel-variabel yang diduga berpengaruh dengan menggunakan *Seemingly Unrelated Bivariate Probit*.

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah tersebut di atas, maka tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Mendapatkan estimasi parameter dalam model *Seemingly Unrelated Bivariate Probit*.
2. Memodelkan Inisiasi Menyusu Dini (IMD) dan ASI eksklusif di Provinsi Jawa Timur dengan variabel-variabel yang diduga berpengaruh dengan menggunakan *Seemingly Unrelated Bivariate Probit*.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat yang ingin dicapai dari hasil penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Dapat memberikan wawasan keilmuan mengenai *Seemingly Unrelated Bivariate Probit* dan faktor-faktor yang berpengaruh terhadap Inisiasi Menyusu Dini (IMD) dan ASI eksklusif.
2. Dapat menambah kajian literatur dan bahan evaluasi pemerintah dalam menentukan variabel yang berpengaruh secara signifikan terhadap Inisiasi Menyusu Dini (IMD) dan ASI eksklusif dalam upaya mengurangi angka kematian bayi dan meningkatkan kesehatan bayi.

1.5 Batasan Permasalahan

Berdasarkan rumusan masalah, maka yang menjadi batasan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Metode yang digunakan untuk menganalisis faktor-faktor yang berpengaruh terhadap Inisiasi Menyusu Dini (IMD) dan ASI eksklusif adalah metode SURBP.
2. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder, yaitu data yang berasal dari Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Timur. Data yang digunakan merupakan hasil Survei Sosial Ekonomi Nasional (SUSENAS) tahun 2017 di Provinsi Jawa Timur. Unit penelitian yang digunakan adalah ibu usia 15-49 tahun yang sudah kawin yang memiliki bayi atau balita berusia 0-23 bulan di Provinsi Jawa Timur.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Model Probit Univariat

Model probit adalah model yang digunakan untuk melihat hubungan antara variabel respon yang bersifat kategori dan variabel-variabel prediktor yang bertipe kategorik maupun kontinu. Model probit disebut juga model normit karena model probit menggunakan pendekatan CDF distribusi normal di mana pendekatan CDF digunakan untuk mengatasi kelemahan pada model probabilitas linear. Kelemahan tersebut adalah kemungkinan dari nilai Y_i keluar dari range variabel respon. Model probit menggunakan asumsi bahwa probabilitas kejadian sukses bergantung pada latent atau variabel yang tidak dapat diobservasi dan terdapat nilai kritis pada variabel yang tidak teramati. Menurut Greene (2012), variabel respon Y berasal dari variabel respon yang tidak teramati Y^* , dengan model sebagai berikut:

$$Y^* = \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{x} + \varepsilon \quad (2.1)$$

dengan:

$\mathbf{x} = [1 \ x_1 \ x_2 \ \dots \ x_p]^T$ merupakan variabel prediktor yang berukuran $(p+1) \times 1$ dengan p merupakan banyaknya variabel prediktor.

$\boldsymbol{\beta} = [\beta_0 \ \beta_1 \ \beta_2 \ \dots \ \beta_p]^T$ merupakan vektor koefisien parameter yang berukuran $(p+1) \times 1$.

ε diasumsikan berdistribusi normal standar dengan rata-rata 0 dan variansi σ^2 . Fungsi kepadatan probabilitas (*probability density function/PDF*) variabel Y^* adalah sebagai berikut:

$$f(y^*) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{y^* - \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{x}}{\sigma}\right)^2\right) \text{ untuk } -\infty < y^* < \infty \quad (2.2)$$

Y^* berdistribusi normal dengan mean $\boldsymbol{\beta}^T \mathbf{x}$ dan variansi σ^2 .

2.2 Model Probit Bivariat

Model probit bivariat adalah model gabungan yang menggambarkan hubungan dua variabel respon dengan satu atau lebih variabel prediktor yang berupa data yang berbentuk data kontinu, data kategorik, ataupun gabungan antara data kontinu dan kategorik. Model probit bivariat diasumsikan antar variabel respon saling berkorelasi. Model ini merupakan pengembangan dari model probit univariat yaitu dari satu variabel tidak teramati ke dua variabel tidak teramati yang berkorelasi. Misalkan Y_{1i} dan Y_{2i} didefinisikan variabel dengan kategori $c = 1, 2, \dots, k$ dan $d = 1, 2, \dots, l$ sebagai berikut:

$$Y_{1i} = c \text{ jika } \gamma_{1c-1} < Y_{1i}^* \leq \gamma_{1c}$$

$$Y_{2i} = d \text{ jika } \gamma_{2d-1} < Y_{2i}^* \leq \gamma_{2d}$$

dengan $\gamma_{11} < \gamma_{12} < \dots < \gamma_{1k-1}$ dan $\gamma_{21} < \gamma_{22} < \dots < \gamma_{2l-1}$ adalah nilai *threshold* yang tidak teramati, dan Y_{ri}^* adalah variabel latent dari observasi observasi ke- i dan variabel ke- r , dan c tidak harus sama dengan d . Model regresi probit bivariat variabel respon Y_{1i} dan Y_{2i} berasal dari variabel respon yang tidak teramati (laten)

Y_{1i}^* dan Y_{2i}^* (Greene, 2012):

$$Y_{1i}^* = \beta_1^T \mathbf{x} + \varepsilon_{1i}, \quad (2.3)$$

$$Y_{2i}^* = \beta_2^T \mathbf{x} + \varepsilon_{2i}, \quad (2.4)$$

dengan

$$\mathbf{x} = [1 \quad x_1 \quad \dots \quad x_p]^T$$

$$\beta_1 = [\beta_{10} \quad \beta_{11} \quad \dots \quad \beta_{1p}]^T$$

$$\beta_2 = [\beta_{20} \quad \beta_{21} \quad \dots \quad \beta_{2p}]^T$$

\mathbf{x} , β_1 , dan β_2 adalah vektor berukuran $(p+1) \times 1$ dimana p adalah banyaknya variabel prediktor. Dalam model probit bivariat terdapat beberapa asumsi, yaitu:

1. $E(\varepsilon_1) = E(\varepsilon_2) = 0$

$$2. \text{Var}(\varepsilon_1) = \sigma_1^2; \text{Var}(\varepsilon_2) = \sigma_2^2$$

$$3. \text{Cov}(\varepsilon_1, \varepsilon_2) = \sigma_{12}$$

Dari asumsi *error* $\begin{pmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \end{pmatrix} \sim N \left[\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & \sigma_{12} \\ \sigma_{12} & \sigma_2^2 \end{pmatrix} \right]$, kedua variabel respon

mengikuti distribusi normal yang dapat dinotasikan menjadi

$$\begin{pmatrix} Y_1^* \\ Y_2^* \end{pmatrix} \sim N \left[\begin{pmatrix} \beta_1^T \mathbf{x} \\ \beta_2^T \mathbf{x} \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & \sigma_{12} \\ \sigma_{12} & \sigma_2^2 \end{pmatrix} \right]. \text{ Masing-masing variabel yang tidak teramati } Y_1^*$$

dan Y_2^* mengikuti distribusi normal. Oleh karena itu, kedua variabel respon tersebut menghasilkan distribusi normal bivariat. Distribusi normal bivariat mempunyai PDF sebagai berikut:

$$f(Y_1^*, Y_2^*) = \frac{1}{2\pi\sqrt{|\Sigma|}} \exp \left(-\frac{1}{2} \begin{bmatrix} Y_1^* - \beta_1^T \mathbf{x} \\ Y_2^* - \beta_2^T \mathbf{x} \end{bmatrix}^T \Sigma^{-1} \begin{bmatrix} Y_1^* - \beta_1^T \mathbf{x} \\ Y_2^* - \beta_2^T \mathbf{x} \end{bmatrix} \right) \quad (2.5)$$

dengan

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & \sigma_{12} \\ \sigma_{21} & \sigma_2^2 \end{bmatrix}.$$

Untuk PDF normal standar bivariatnya adalah sebagai berikut:

$$\phi(z_1, z_2) = \frac{1}{2\pi\sqrt{1-\rho^2}} \exp \left(-\frac{1}{2(1-\rho^2)} (z_1^2 - 2\rho z_1 z_2 + z_2^2) \right). \quad (2.6)$$

Fungsi peluang bersama untuk $Y_{1i} = c$ dan $Y_{2i} = d$ atau dapat ditulis

$P(Y_{1i} = c, Y_{2i} = d | X_i) = P_{cd}$ merupakan model probit bivariat dengan nilai sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
P(Y_{1i} = 1, Y_{2i} = 1 | X_i) &= P_{11} \\
&= P(Y_{1i}^* \leq \gamma_{11}, Y_{2i}^* \leq \gamma_{21}) \\
&= P(\boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x} + \varepsilon_{1i} \leq \gamma_{11}, \boldsymbol{\beta}_2^T \mathbf{x} + \varepsilon_{2i} \leq \gamma_{21}) \\
&= P(\varepsilon_{1i} \leq \gamma_{11} - \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x}, \varepsilon_{2i} \leq \gamma_{21} - \boldsymbol{\beta}_2^T \mathbf{x}) \\
&= \int_{-\infty}^{\gamma_{21} - \boldsymbol{\beta}_2^T \mathbf{x}} \int_{-\infty}^{\gamma_{11} - \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x}} \phi_2(\varepsilon_{1i}, \varepsilon_{2i}, \rho) d\varepsilon_{1i} d\varepsilon_{2i} \\
&= \int_{-\infty}^{z_{21}} \int_{-\infty}^{z_{11}} \phi_2(z_1, z_2, \rho) dz_1 dz_2 \\
&= \Phi(z_{11i}, z_{21i})
\end{aligned}$$

.

.

.

$$\begin{aligned}
P(Y_{1i} = 2, Y_{2i} = 2 | X_i) &= P_{22} \\
&= P(\gamma_{11} < Y_{1i}^* \leq \gamma_{12}, \gamma_{21} < Y_{2i}^* \leq \gamma_{22}) \\
&= P(\gamma_{11} < \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x} + \varepsilon_{1i} \leq \gamma_{12}, \gamma_{21} < \boldsymbol{\beta}_2^T \mathbf{x} + \varepsilon_{2i} \leq \gamma_{22}) \\
&= P(\gamma_{11} - \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x} < \varepsilon_{1i} \leq \gamma_{12} - \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x}, \gamma_{21} - \boldsymbol{\beta}_2^T \mathbf{x} < \varepsilon_{2i} \leq \gamma_{22} - \boldsymbol{\beta}_2^T \mathbf{x}) \\
&= \int_{\gamma_{21} - \boldsymbol{\beta}_2^T \mathbf{x}}^{\gamma_{22} - \boldsymbol{\beta}_2^T \mathbf{x}} \int_{\gamma_{11} - \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x}}^{\gamma_{12} - \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x}} \phi_2(\varepsilon_{1i}, \varepsilon_{2i}, \rho) d\varepsilon_{1i} d\varepsilon_{2i} \\
&= \int_{z_{21}}^{z_{22}} \int_{z_{11}}^{z_{12}} \phi_2(z_1, z_2, \rho) dz_1 dz_2 \\
&= \Phi(z_{12i}, z_{22i}) - \Phi(z_{11i}, z_{22i}) - \Phi(z_{12i}, z_{21i}) + \Phi(z_{11i}, z_{21i})
\end{aligned}$$

.

.

.

$$\begin{aligned}
P(Y_{1i} = c, Y_{2i} = d | X_i) &= P_{cd} \\
&= P(\gamma_{1,c-1} < Y_{1i}^* \leq \gamma_{1c}, \gamma_{2,d-1} < Y_{2i}^* \leq \gamma_{2d}) \\
&= P(\gamma_{1,c-1} < \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x} + \varepsilon_{1i} \leq \gamma_{1c}, \gamma_{2,d-1} < \boldsymbol{\beta}_2^T \mathbf{x} + \varepsilon_{2i} \leq \gamma_{2d}) \\
&= P(\gamma_{1,c-1} - \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x} < \varepsilon_{1i} \leq \gamma_{1c} - \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x}, \gamma_{2,d-1} - \boldsymbol{\beta}_2^T \mathbf{x} < \varepsilon_{2i} \leq \gamma_{2d} - \boldsymbol{\beta}_2^T \mathbf{x}) \\
&= \int_{\gamma_{2,d-1} - \boldsymbol{\beta}_2^T \mathbf{x}}^{\gamma_{2d} - \boldsymbol{\beta}_2^T \mathbf{x}} \int_{\gamma_{1,c-1} - \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x}}^{\gamma_{1c} - \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x}} \phi_2(\varepsilon_{1i}, \varepsilon_{2i}, \rho) d\varepsilon_{1i} d\varepsilon_{2i} \\
&= \int_{z_{2,d-1}}^{z_{2d}} \int_{z_{1,c-1}}^{z_{1c}} \phi_2(z_1, z_2, \rho) dz_1 dz_2 \\
&= \Phi(z_{1ci}, z_{2di}) - \Phi(z_{1,c-li}, z_{2di}) - \Phi(z_{1ci}, z_{2,d-li}) + \Phi(z_{1,c-li}, z_{2,d-li})
\end{aligned}$$

·
·
·

$$\begin{aligned}
P(Y_{1i} = k, Y_{2i} = l | X_i) &= P_{kl} \\
&= P(Y_{1i}^* > \gamma_{1,k-1}, Y_{2i}^* > \gamma_{2,l-1}) \\
&= 1 - P(Y_{1i}^* \leq \gamma_{1,k-1}, Y_{2i}^* \leq \gamma_{2,l-1}) \\
&= 1 - P(\boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x} + \varepsilon_{1i} \leq \gamma_{1,k-1}, \boldsymbol{\beta}_2^T \mathbf{x} + \varepsilon_{2i} \leq \gamma_{2,l-1}) \\
&= 1 - P(\varepsilon_{1i} \leq \gamma_{1,k-1} - \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x}, \varepsilon_{2i} \leq \gamma_{2,l-1} - \boldsymbol{\beta}_2^T \mathbf{x}) \\
&= \int_{\gamma_{2,l-1} - \boldsymbol{\beta}_2^T \mathbf{x}}^{\infty} \int_{\gamma_{1,k-1} - \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x}}^{\infty} \phi_2(\varepsilon_{1i}, \varepsilon_{2i}, \rho) d\varepsilon_{1i} d\varepsilon_{2i} \\
&= \int_{z_{2,l-1}}^{\infty} \int_{z_{1,k-1}}^{\infty} \phi_2(z_1, z_2, \rho) dz_1 dz_2 \\
&= 1 - \Phi(z_{1,k-1}) - \Phi(z_{2,l-1}) + \Phi(z_{1,k-1}, z_{2,l-1}).
\end{aligned}$$

Tabel kontingensi antara frekuensi dan probabilitas untuk variabel respon Y_1 dan Y_2 , adalah sebagai berikut:

Tabel 2.1 Tabel Kontingensi antara frekuensi dan probabilitas untuk Variabel Respon Y_1 dan Y_2

Variabel Respon		Y_2				Total
		1	2	...	l	
Y_1	1	$Y_{11}; P_{11}$	$Y_{12}; P_{12}$...	$Y_{1l}; P_{1l}$	P_{1+}
	2	$Y_{21}; P_{21}$	$Y_{22}; P_{22}$...	$Y_{2l}; P_{2l}$	P_{2+}
	·	·	·	·	·	·
	·	·	·	·	·	·
	K	$Y_{k1}; P_{k1}$	$Y_{k2}; P_{k2}$		$Y_{kl}; P_{kl}$	P_{k+}
	Total	P_{+1}	P_{+2}	...	P_{+l}	$P_{++} = 1$

Dari Tabel 2.1 diketahui variabel respon mengikuti dsitribusi multinomial yang dapat dituliskan dengan $(Y_{11}, Y_{12}, \dots, Y_{kl}) \sim M(1, P_{11}, P_{12}, \dots, P_{kl})$ dengan fungsi probabilitas sebagai berikut:

$$P(Y_{11} = y_{11}, Y_{12} = y_{12}, \dots, Y_{kl} = y_{kl}) = \prod_{d=1}^l \prod_{c=1}^k P_{cd}^{y_{cd}}. \quad (2.7)$$

Efek marjinal dari model probit bivariat adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned}\frac{\partial \hat{P}_{11}}{\partial X_j} &= \frac{\partial \Phi(z_{11}, z_{21})}{\partial X_j} \\ &= -\hat{\beta}_{1,j} \phi_{1(11)} - \hat{\beta}_{2,j} \phi_{2(11)}\end{aligned}$$

·
·
·

$$\begin{aligned}\frac{\partial \hat{P}_{22}}{\partial X_j} &= \frac{\partial (\Phi(z_{12}, z_{22}) - \Phi(z_{11}, z_{22}) - \Phi(z_{12}, z_{21}) + \Phi(z_{11}, z_{21}))}{\partial X_j} \\ &= -\hat{\beta}_{1,j} \phi_{1(22)} - \hat{\beta}_{2,j} \phi_{2(22)} + \hat{\beta}_{1,j} \phi_{1(12)} + \hat{\beta}_{2,j} \phi_{2(12)} \\ &\quad + \hat{\beta}_{1,j} \phi_{1(21)} + \hat{\beta}_{2,j} \phi_{2(21)} - \hat{\beta}_{1,j} \phi_{1(11)} - \hat{\beta}_{2,j} \phi_{2(11)}\end{aligned}$$

·
·
·

$$\begin{aligned}\frac{\partial \hat{P}_{cd}}{\partial X_j} &= \frac{\partial (\Phi(z_{1c}, z_{2d}) - \Phi(z_{1,c-1}, z_{2d}) - \Phi(z_{1c}, z_{2,d-1}) + \Phi(z_{1,c-1}, z_{2,d-1}))}{\partial X_j} \\ &= -\hat{\beta}_{1,j} \phi_{1(cd)} - \hat{\beta}_{2,j} \phi_{2(cd)} + \hat{\beta}_{1,j} \phi_{1(c-1,d)} + \hat{\beta}_{2,j} \phi_{2(c-1,d)} \\ &\quad + \hat{\beta}_{1,j} \phi_{1(c,d-1)} + \hat{\beta}_{2,j} \phi_{2(c,d-1)} - \hat{\beta}_{1,j} \phi_{1(c-1,d-1)} - \hat{\beta}_{2,j} \phi_{2(c-1,d-1)}\end{aligned}$$

·
·
·

$$\begin{aligned}\frac{\partial \hat{P}_{kl}}{\partial X_j} &= \frac{\partial (1 - \Phi(z_{1,k-1}) - \Phi(z_{2,l-1}) + \Phi(z_{1,k-1}, z_{2,l-1}))}{\partial X_j} \\ &= \hat{\beta}_{1,j} \phi(z_{1,k-1}) + \hat{\beta}_{2,j} \phi(z_{2,l-1}) - \hat{\beta}_{1,j} \phi_{1(k-1,l-1)} - \hat{\beta}_{2,j} \phi_{2(k-1,l-1)}.\end{aligned}$$

2.2.1 Estimasi Parameter Model Regresi Probit Bivariat

Metode *Maximum Likelihood Estimator* (MLE) merupakan salah satu metode estimasi parameter yang dapat digunakan ketika model diketahui distribusinya (Greene,2012). Pada model regresi probit bivariat yang diestimasi

adalah $\beta_1, \beta_2, \gamma_1, \gamma_2, \rho$. Langkah-langkah dalam melakukan estimasi parameter regresi probit bivariat dengan metode MLE adalah sebagai berikut:

- a. Membuat fungsi *likelihood* berdasarkan model regresi probit bivariat. Variabel random Y berdistribusi multinomial $(Y_{11}, Y_{12}, \dots, Y_{kl}) \sim M(1, P_{11}, P_{12}, \dots, P_{kl})$, sehingga fungsi *likelihood*nya adalah:

$$L(\beta_1, \beta_2, \gamma_1, \gamma_2, \rho) = L(\theta) = \prod_{i=1}^n \prod_{d=1}^l \prod_{c=1}^k P_{cdi}^{y_{cdi}} \quad (2.8)$$

dengan,

$$\begin{aligned} P_{cdi} &= \Phi(z_{1ci}, z_{2di}) - \Phi(z_{1,c-li}, z_{2di}) - \Phi(z_{1ci}, z_{2,d-li}) + \Phi(z_{1,c-li}, z_{2,d-li}) \\ z_{1ci} &= \gamma_{1c} - \beta_1^T \mathbf{x} \\ z_{1,c-li} &= \gamma_{1,c-1} - \beta_1^T \mathbf{x} \\ z_{2di} &= \gamma_{2d} - \beta_2^T \mathbf{x} \\ z_{2,d-li} &= \gamma_{2,d-1} - \beta_2^T \mathbf{x}. \end{aligned}$$

- b. Membuat fungsi *ln-likelihood*.

$$\ln L(\theta) = \sum_{i=1}^n \sum_{d=1}^l \sum_{c=1}^k [y_{cdi} \ln P_{cdi}]. \quad (2.9)$$

- c. Menurunkan fungsi *ln-likelihood* terhadap parameter

$$\theta = [\beta_1^T, \beta_2^T, \gamma_1^T, \gamma_2^T, \rho]^T \text{ dan disamakan dengan nol.}$$

$$\frac{\partial \ln L(\theta)}{\partial \beta_1} = \mathbf{0}, \frac{\partial \ln L(\theta)}{\partial \beta_2} = \mathbf{0}, \frac{\partial \ln L(\theta)}{\partial \gamma_1} = 0, \frac{\partial \ln L(\theta)}{\partial \gamma_2} = 0, \frac{\partial \ln L(\theta)}{\partial \rho} = 0.$$

2.2.2 Pengujian Parameter Model Probit Bivariat

Pengujian parameter digunakan untuk mengetahui apakah variabel prediktor berpengaruh secara signifikan terhadap variabel respon Y_1 dan Y_2 . Pengujian parameter model probit bivariat dilakukan secara serentak dan parsial.

- a. Pengujian parameter model regresi probit bivariat secara serentak
Pengujian parameter secara serentak untuk mengetahui apakah keseluruhan variabel prediktor memiliki pengaruh yang signifikan terhadap variabel

respon atau minimal ada satu variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon. Hipotesis dalam pengujian parameter secara serentak adalah sebagai berikut:

$$H_0 : \beta_{11} = \beta_{12} = \dots = \beta_{1p} = 0 \text{ dan } \beta_{21} = \beta_{22} = \dots = \beta_{2p} = 0$$

$$H_1 : \text{paling sedikit ada } \beta_{ij} \neq 0 \text{ dengan } r = 1, 2 \text{ dan } j = 1, 2, \dots, p$$

Statistik uji yang digunakan adalah *likelihood ratio* (G^2) dengan rumus sebagai berikut:

$$G^2 = -2 \ln \left[\frac{L(\hat{\omega})}{L(\hat{\Omega})} \right] = 2 \left[\ln L(\hat{\Omega}) - \ln L(\hat{\omega}) \right] \quad (2.10)$$

dengan

$\Omega = \{\beta_1, \beta_2, \gamma_1, \gamma_2, \rho\}$ adalah himpunan parameter di bawah populasi

$\omega = \{\gamma_1, \gamma_2, \rho\}$ adalah himpunan parameter di bawah H_0

$$\begin{aligned} L(\hat{\Omega}) &= \max_{\Omega} L(\Omega) \\ &= \max_{\Omega} \prod_{i=1}^n f(y_i; \beta_1, \beta_2, \gamma_1, \gamma_2, \rho) \\ &= \max_{\Omega} \prod_{i=1}^n \prod_{d=1}^l \prod_{c=1}^k f(y_{cdi}; \beta_1, \beta_2, \gamma_1, \gamma_2, \rho) \end{aligned} \quad (2.11)$$

$$\begin{aligned} L(\hat{\omega}) &= \max_{\omega} L(\omega) \\ &= \max_{\omega} \prod_{i=1}^n f(y_i; \rho) \\ &= \max_{\omega} \prod_{i=1}^n \prod_{d=1}^l \prod_{c=1}^k f(y_{cdi}; \rho). \end{aligned} \quad (2.12)$$

Tolak H_0 jika nilai $G^2 > \chi_{df, \alpha}^2$ dengan derajat bebas (*df*) yaitu banyaknya parameter.

b. Pengujian parameter model regresi probit bivariat secara parsial

Pengujian parameter secara parsial digunakan untuk mengetahui apakah masing-masing variabel prediktor mempunyai pengaruh yang signifikan terhadap variabel respon. Hipotesis dalam pengujian parameter secara parsial adalah sebagai berikut:

$$H_0 : \beta_{rj} = 0$$

$$H_1 : \beta_{rj} \neq 0 \text{ untuk } r = 1, 2 \text{ dan } j = 1, 2, \dots, p$$

Statistik uji yang digunakan dalam pengujian parameter model regresi probit bivariat secara parsial adalah sebagai berikut:

$$Z = \frac{\hat{\beta}_{rj}}{SE(\hat{\beta}_{rj})} \text{ dengan } Z \sim N(0,1). \text{ Tolak } H_0 \text{ jika nilai } |Z_{hitung}| > Z_{\alpha/2}.$$

2.2.3 Ketepatan Klasifikasi Model Probit Bivariat

Salah satu ukuran untuk pemilihan model terbaik yang dapat digunakan pada pemodelan statistik yang melibatkan variabel respon kategorik adalah ketepatan klasifikasi (Ratnasari, 2012). Ketepatan klasifikasi merupakan evaluasi yang melihat probabilitas kesalahan klasifikasi yang dilakukan oleh suatu fungsi klasifikasi. Nilai ketepatan klasifikasi diperoleh dengan membandingkan nilai prediksi yang benar dari model dengan nilai observasi.

Tabel 2.1 Klasifikasi antara Hasil Observasi dan Hasil Prediksi 2 Variabel Respon

Hasil Observasi	Hasil Prediksi				
	Y ₁₁	Y ₁₂	...	Y _{k,l-1}	Y _{kl}
Y ₁₁	$n_{O_{11},P_{11}}$	$n_{O_{11},P_{12}}$...	$n_{O_{11},P_{k,l-1}}$	$n_{O_{11},P_{kl}}$
Y ₁₂	$n_{O_{12},P_{11}}$	$n_{O_{12},P_{12}}$...	$n_{O_{12},P_{k,l-1}}$	$n_{O_{12},P_{kl}}$
...
Y _{k,l-1}	$n_{O_{k,l-1},P_{11}}$	$n_{O_{k,l-1},P_{12}}$...	$n_{O_{k,l-1},P_{k,l-1}}$	$n_{O_{k,l-1},P_{kl}}$
Y _{kl}	$n_{O_{kl},P_{11}}$	$n_{O_{kl},P_{12}}$...	$n_{O_{kl},P_{k,l-1}}$	$n_{O_{kl},P_{kl}}$

$n_{O_{rs},P_{rs}}$ = jumlah observasi dan prediksi pada variabel respon Y_1 kategori ke - r

dan Y_2 kategori ke - s ; $r = 1, 2, \dots, k$; $s = 1, 2, \dots, l$

Nilai ketepatan klasifikasi (akurasi) dapat dihitung dengan rumus sebagai berikut:

$$\text{Akurasi} = \frac{n_{O_{11},P_{11}} + n_{O_{12},P_{12}} + \dots + n_{O_{k,l-1},P_{k,l-1}} + n_{O_{kl},P_{kl}}}{n} \times 100\%$$

Semakin tinggi ketepatan klasifikasi, maka model semakin baik.

2.3 Model *Seemingly Unrelated Bivariate Probit*

Model *Seemingly Unrelated Bivariate Probit* (SURBP) merupakan pengembangan dari model SUR dan probit bivariat yang digunakan ketika dua

persamaan yang akan diestimasi mempunyai *error* yang cenderung berkorelasi di persamaan model. Variabel bebas dalam model SURBP dapat berbeda pada setiap persamaan. Berdasarkan penelitian Maddala (1976), dengan memodifikasi model probit bivariat yaitu dengan menambahkan y_1^* ke persamaan y_2^* sehingga didapat sistem persamaan berikut.

$$y_1^* = \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x} + \varepsilon_1 \quad (2.13)$$

$$y_2^* = \delta y_1^* + \boldsymbol{\beta}_2^T \mathbf{w} + \varepsilon_2 \quad (2.14)$$

dengan y_1^* dan y_2^* seperti pada model probit bivariat merupakan variabel respon yang tak teramati, sedangkan \mathbf{x} dan \mathbf{w} adalah vektor kolom variabel eksogen, dengan parameter δ , $\boldsymbol{\beta}_1$, dan $\boldsymbol{\beta}_2$. Vektor \mathbf{x} dan vektor \mathbf{w} berukuran $(p_1 + 1) \times 1$ dan $(p_2 + 1) \times 1$ dengan p_1 dan p_2 adalah banyaknya variabel prediktor untuk variabel y_1^* dan y_2^* . Model SURBP pada persamaan (2.13) dan (2.14) mempunyai *error* yang saling berkorelasi pada persamaan model dan diasumsikan berdistribusi normal standar bivariat, sehingga $E(\varepsilon_1) = E(\varepsilon_2) = 0$, $Var(\varepsilon_1) = \sigma_1^2$; $Var(\varepsilon_2) = \sigma_2^2$, $Cov(\varepsilon_1, \varepsilon_2) = \sigma_{12}$. Secara umum, setidaknya ada satu variabel eksogen dalam persamaan (2.13) yang tidak muncul di persamaan (2.14) untuk menjamin identifikasi dari $\boldsymbol{\beta}_2$ dan δ (Wilde, 2000).

Seperti halnya dengan model probit bivariat, pembentukan kategori pada variabel respon model SURBP dengan menentukan *threshold* pada variabel respon yang tidak teramati. Misal diambil γ_1 dan γ_2 sebagai *threshold* persamaan (2.13) dan (2.14), sehingga pengkategorianya adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} y_{ii} &= 1, \text{ jika } \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x} + \varepsilon_1 \leq \gamma_{11} \\ y_{ii} &= 2, \text{ jika } \gamma_{11} < \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x} + \varepsilon_1 \leq \gamma_{12} \\ &\vdots \\ y_{ii} &= k, \text{ jika } \gamma_{1k-1} < \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x} + \varepsilon_1 \end{aligned} \quad (2.15)$$

dan

$$\begin{aligned}
y_{2i} &= 1, \text{ jika } \delta y_1 + \boldsymbol{\beta}_2^T \mathbf{w} + \varepsilon_2 \leq \gamma_{21} \\
y_{2i} &= 2, \text{ jika } \gamma_{21} < \delta y_1 + \boldsymbol{\beta}_2^T \mathbf{w} + \varepsilon_2 \leq \gamma_{22} \\
&\vdots \\
y_{2i} &= l, \text{ jika } \gamma_{2,l-1} < \delta y_1 + \boldsymbol{\beta}_2^T \mathbf{w} + \varepsilon_2.
\end{aligned} \tag{2.16}$$

Fungsi peluang bersama untuk $y_{1i} = c$ dan $y_{2i} = d$ atau dapat ditulis

$P(y_{1i} = c, y_{2i} = d | X_i) = P_{cd}$ dengan nilai sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
P(y_{1i} = c, y_{2i} = d) &= P(\gamma_{1,c-1} < y_{1i}^* \leq \gamma_{1c}, \gamma_{2,d-1} < y_{2i}^* \leq \gamma_{2d}) \\
&= P(y_{1i}^* \leq \gamma_{1c}, y_{2i}^* \leq \gamma_{2d}) - P(y_{1i}^* \leq \gamma_{1,c-1}, y_{2i}^* \leq \gamma_{2d}) \\
&\quad - P(y_{1i}^* \leq \gamma_{1c}, y_{2i}^* \leq \gamma_{2,d-1}) + P(y_{1i}^* \leq \gamma_{1,c-1}, y_{2i}^* \leq \gamma_{2,d-1}).
\end{aligned} \tag{2.17}$$

Model SURBP pada persamaan (2.13) dan (2.14) mempunyai *error* yang saling berkorelasi dan diasumsikan berdistribusi normal standar bivariat dengan korelasi ρ , maka persamaan (2.17) dapat ditulis menjadi

$$\begin{aligned}
P(y_{1i} = c, y_{2i} = d) &= \Phi_2(\gamma_{1c} - \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x}, (\gamma_{2,d} - \delta \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x} - \boldsymbol{\beta}_2^T \mathbf{w}) \zeta, \tilde{\rho}) \\
&\quad - \Phi_2(\gamma_{1,c-1} - \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x}, (\gamma_{2,d} - \delta \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x} - \boldsymbol{\beta}_2^T \mathbf{w}) \zeta, \tilde{\rho}) \\
&\quad - \Phi_2(\gamma_{1,c} - \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x}, (\gamma_{2,d-1} - \delta \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x} - \boldsymbol{\beta}_2^T \mathbf{w}) \zeta, \tilde{\rho}) \\
&\quad + \Phi_2(\gamma_{1,c-1} - \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x}, (\gamma_{2,d-1} - \delta \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x} - \boldsymbol{\beta}_2^T \mathbf{w}) \zeta, \tilde{\rho})
\end{aligned}$$

dengan Φ_2 adalah fungsi distribusi kumulatif normal standar bivariat,

$$\zeta = \frac{1}{\sqrt{1 + 2\delta\rho + \delta^2}} \text{ dan } \tilde{\rho} = \zeta(\delta + \rho).$$

Tabel kontingensi antara frekuensi dan probabilitas untuk variabel respon Y_1 dan Y_2 , adalah sebagai berikut.

Tabel 2.1 Kontingensi antara frekuensi dan probabilitas untuk variabel respon Y_1 berkategori 2 dan Y_2 berkategori 3

Variabel Respon		Y_2			Total
		1	2	3	
Y_1	1	$Y_{11}; P_{11}$	$Y_{12}; P_{12}$	$Y_{13}; P_{13}$	P_{1+}
	2	$Y_{21}; P_{21}$	$Y_{22}; P_{22}$	$Y_{23}; P_{23}$	P_{2+}
Total		P_{+1}	P_{+2}	P_{+3}	$P_{++} = 1$

Dari Tabel 2.3 diketahui variabel respon mengikuti distribusi multinomial yang dapat dituliskan dengan $(Y_{11}, Y_{12}, \dots, Y_{23}) \sim M(1; P_{11}, P_{12}, \dots, P_{23})$ dengan fungsi probabilitas sebagai berikut:

$$P(Y_{11} = y_{11}, Y_{12} = y_{12}, \dots, Y_{23} = y_{23}) = \prod_{d=1}^3 \prod_{c=1}^2 P_{cd}^{y_{cd}}. \quad (2.18)$$

2.3.1 Estimasi Parameter Model *Seemingly Unrelated Bivariate Probit* (SURBP)

Metode yang digunakan dalam estimasi parameter model SURBP adalah *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Langkah-langkah untuk mendapatkan estimasi parameter dengan MLE pada model SURBP hampir sama dengan estimasi parameter pada model probit bivariat. Pada model probit bivariat yang diestimasi adalah $\beta_1, \beta_2, \gamma_1, \gamma_2$, dan ρ sedangkan pada model SURBP yang diestimasi adalah $\beta_1, \beta_2, \gamma_1, \gamma_2, \rho$, dan δ

Langkah-langkah dalam melakukan estimasi parameter model SURBP dengan metode MLE adalah sebagai berikut:

- Membuat fungsi *likelihood* berdasarkan model SURBP.

$$L(\beta_1, \beta_2, \gamma_1, \gamma_2, \rho, \delta) = Q$$

- Membuat fungsi *ln-likelihood*, untuk mendapatkan estimasi parameter

$$\theta = [\beta_1^T, \beta_2^T, \gamma_1^T, \gamma_2^T, \rho, \delta]^T \text{ yaitu } \ln L(\beta_1, \beta_2, \gamma_1, \gamma_2, \rho, \delta) = \ln Q$$

- Menurunkan fungsi *ln-likelihood* terhadap parameter

$$\theta = [\beta_1^T, \beta_2^T, \gamma_1^T, \gamma_2^T, \rho, \delta]^T \text{ dan disamakan dengan nol.}$$

$$\begin{aligned}\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\beta}_1} &= \mathbf{0}, \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\beta}_2} = \mathbf{0}, \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\gamma}_1} = 0, \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\gamma}_2} = 0, \\ \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \rho} &= 0, \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \delta} = 0.\end{aligned}$$

2.3.2 Pengujian Parameter Model *Seemingly Unrelated Bivariate Probit* (SURBP)

Mengacu pada pengujian parameter model probit bivariat, maka pengujian parameter model SURBP juga dilakukan secara simultan dan parsial.

- a. Pengujian parameter model SURBP secara serentak

Hipotesis dalam pengujian parameter secara serentak adalah sebagai berikut:

$$H_0 : \beta_{11} = \beta_{12} = \dots = \beta_{1p} = 0 \text{ dan } \beta_{21} = \beta_{22} = \dots = \beta_{2p} = 0$$

$$H_1 : \text{paling sedikit ada } \beta_{rj} \neq 0 \text{ dengan } r = 1, 2 \text{ dan } j = 1, 2, \dots, p$$

Statistik uji yang digunakan adalah *likelihood ratio* (G^2) dengan rumus sebagai berikut:

$$G^2 = -2 \ln \left[\frac{L(\hat{\omega})}{L(\hat{\Omega})} \right] = 2 \left[\ln L(\hat{\Omega}) - \ln L(\hat{\omega}) \right] \quad (2.19)$$

dengan

$\Omega = \{\boldsymbol{\beta}_1, \boldsymbol{\beta}_2, \boldsymbol{\gamma}_1, \boldsymbol{\gamma}_2, \delta, \rho\}$ adalah himpunan parameter di bawah populasi

$\omega = \{\boldsymbol{\gamma}_1, \boldsymbol{\gamma}_2, \delta, \rho\}$ adalah himpunan parameter di bawah H_0

$$\begin{aligned}L(\hat{\Omega}) &= \max_{\Omega} L(\Omega) \\ &= \max_{\Omega} \prod_{i=1}^n f(y_i; \boldsymbol{\beta}_1, \boldsymbol{\beta}_2, \boldsymbol{\gamma}_1, \boldsymbol{\gamma}_2, \delta, \rho) \\ &= \max_{\Omega} \prod_{i=1}^n \prod_{d=1}^l \prod_{c=1}^k f(y_{cdi}; \boldsymbol{\beta}_1, \boldsymbol{\beta}_2, \boldsymbol{\gamma}_1, \boldsymbol{\gamma}_2, \delta, \rho)\end{aligned} \quad (2.20)$$

$$\begin{aligned}
L(\hat{\omega}) &= \max_{\omega} L(\omega) \\
&= \max_{\omega} \prod_{i=1}^n f(y_i; \rho) \\
&= \max_{\omega} \prod_{i=1}^n \prod_{d=1}^l \prod_{c=1}^k f(y_{cdi}; \rho).
\end{aligned} \tag{2.21}$$

Tolak H_0 jika nilai $G^2 > \chi_{df, \alpha}^2$ dengan derajat bebas (df) yaitu banyaknya parameter.

b. Pengujian parameter model SURBP secara parsial

Hipotesis dalam pengujian parameter secara parsial adalah sebagai berikut:

$$H_0 : \beta_{rj} = 0$$

$$H_1 : \beta_{rj} \neq 0 \text{ untuk } r = 1, 2 \text{ dan } j = 1, 2, \dots, p$$

Statistik uji yang digunakan dalam pengujian parameter model regresi probit bivariat secara parsial adalah sebagai berikut:

$$Z = \frac{\hat{\beta}_{rj}}{SE(\hat{\beta}_{rj})} \text{ dengan } Z \sim N(0,1). \text{ Tolak } H_0 \text{ jika nilai } |Z_{hitung}| > Z_{\alpha/2}.$$

2.4 Uji Dependensi Dua Variabel Respon

Asumsi yang digunakan dalam model probit bivariat adalah antar variabel respon memiliki hubungan. Untuk melihat hubungan antar variabel respon dengan skala ordinal digunakan uji Kendall's Tau. Misalkan terdapat variabel Y_1 dan Y_2 yang merupakan variabel dengan skala ordinal. Untuk melihat korelasi Kendall's Tau pada kedua variabel tersebut, maka pasangan data tersebut harus disusun kedalam urutan yang wajar (*natural order*) menurut Y_1 , selanjutnya nilai Y_2 dibandingkan satu demi satu dengan setiap nilai yang ada di sebelah bawahnya (kanannya). Jika suatu pasangan nilai-nilai Y_2 (Y_2 yang diperbandingkan dengan Y_2 yang di bawahnya/kanannya) berada dalam urutan yang wajar (*concordant*) yaitu bila Y_2 yang di bawah/kanan lebih besar dari Y_2 yang di atasnya/kirinya maka diberi skor +1. Jika suatu pasangan nilai-nilai Y_2 yang di bawah/kanan lebih kecil dari yang di atasnya/kirinya dikatakan berada dalam urutan yang tidak wajar/terbalik (*discordant*) maka diberi skor -1. Formula korelasi Kendall's Tau adalah sebagai berikut (Siegel, 1956):

$$\hat{\tau} = \frac{S}{\frac{1}{2}N(N-1)} \quad (2.22)$$

dengan:

S = total skor seluruhnya (*grand total*), yang merupakan jumlah skor urutan kewajaran pasangan data Y_2

N = banyaknya pasangan data.

Hipotesis yang digunakan dalam uji korelasi Kendall's Tau adalah sebagai berikut:

$H_0 : \tau = 0$, atau tidak ada korelasi antara data yang berpasangan

$H_1 : \tau \neq 0$, atau ada korelasi antara data yang berpasangan

Dengan kriteria tolak H_0 apabila $\hat{\tau}_{hitung} > \hat{\tau}_{\alpha/2;n}$. Pada data besar (n lebih dari 10) maka formula Kendall's Tau dianggap berdistribusi normal sehingga digunakan formula sebagai berikut (Siegel, 1956):

$$Z = \frac{\hat{\tau}}{\sqrt{\frac{2(2n+5)}{9n(n-1)}}} \quad (2.23)$$

dengan kriteria tolak H_0 apabila $|Z_{hitung}| > Z_{\alpha/2}$.

2.5 Deteksi Multikolinieritas

Multikolinieritas adalah kejadian adanya korelasi yang tinggi antar variabel bebas. Untuk melihat besarnya korelasi antar variabel bebas dapat digunakan nilai *Variance Inflation Factor* (VIF) dengan formula sebagai berikut:

$$VIF_j = \frac{1}{1-R_j^2}$$

dengan R_j^2 adalah koefisien determinasi X_j dengan variabel prediktor lainnya. Nilai VIF yang lebih besar dari 10 menunjukkan adanya multikolinieritas antar variabel prediktor.

2.6 Uji Hipotesis Endogenitas Variabel Respon

Pengujian hipotesis endogenitas berdasarkan nilai ρ , yaitu korelasi antara variabel tak teramati dalam dua persamaan. Jika $\rho = 0$ maka ε_{1i} dan ε_{2i} tidak berkorelasi atau dapat diartikan bahwa terdapat eksogenitas. Sebaliknya jika $\rho \neq 0$ maka ε_{1i} dan ε_{2i} berkorelasi atau terdapat masalah endogenitas. Pengujian hipotesis untuk menguji endogenitas dapat dilakukan dengan Uji Rho dengan hipotesis sebagai berikut.

$$H_0 : \rho = 0$$

$$H_1 : \rho \neq 0$$

dengan statistik uji Rho sebagai berikut.

$$RHO = \frac{\hat{\rho}}{se(\hat{\rho})} \xrightarrow{H_0} N(0,1) \quad (2.24)$$

Statistik uji Rho mengikuti distribusi Z maka daerah penolakan H_0 jika $|RHO| > Z_{\alpha/2}$ (Fabbri, Monfardini, & Radice, 2004).

2.7 Inisiasi Menyusu Dini (IMD)

Inisiasi Menyusu Dini (IMD), adalah proses membiarkan bayi dengan nalurinya sendiri dapat menyusu segera dalam satu jam pertama setelah lahir, bersamaan dengan kontak kulit antara bayi dengan kulit ibu. Bayi dibiarkan setidaknya selama satu jam di dada ibu, sampai dia menyusu sendiri (Depkes RI, 2008). Bayi yang baru lahir segera dikeringkan dan diletakkan di perut ibu dengan kontak kulit ke kulit dan tidak dipisahkan dari ibunya setidaknya satu jam, semua bayi akan melalui lima tahap perilaku (pre-feeding behaviour) sebelum ia berhasil menyusu (Roesli, 2008). Pada waktu inisiasi dini, bayi akan mendapatkan kolostrum yang berguna untuk kesehatannya. Inisiasi Menyusu Dini berpengaruh dalam tingkat angka kematian bayi yang disebabkan oleh infeksi neonatal.

Roesli (2008) menjelaskan bahwa IMD sangat bermanfaat bagi bayi dan ibunya, manfaat bagi bayi antara lain untuk kehangatan, kenyamanan dan kualitas perlekatan antara ibu desarkan hasil penelitian menunjukkan bahwa dibandingkan bayi-bayi yang diletakkan dalam boks ternyata bayi-bayi yang kontak kulit dengan

kulit ibunya mempunyai suhu tubuh yang lebih hangat dan stabil. Selain itu ternyata bayi-bayi yang di lakukan inisiasi dini lebih jarang menangis di bandingkan dengan bayi-bayi yang dipisahkan dari ibunya dan di banding bayi yang dipisahkan dari ibunya, bayi-bayi yang di lakukan inisiasi dini mempunyai kemampuan perlekatan mulut yang lebih baik pada waktu menyusui.

Manfaat IMD bagi ibu adalah proses IMD akan membantu kontraksi rahim, pengeluaran plasenta, dan mengurangi perdarahan pasca persalinan, proses IMD merangsang pengeluaran hormon oksitosin yang membuat ibu merasa tenang, rileks, dan bahagia. Oksitosin juga menyebabkan refleks pengeluaran ASI dan kontraksi rahim yang mengurangi perdarahan pasca persalinan (Depkes RI, 2008).

2.8 ASI Eksklusif

ASI eksklusif menurut World Health Organization (WHO, 2011) adalah memberikan hanya ASI saja tanpa memberikan makanan dan minuman lain kepada bayi sejak lahir sampai berumur 6 bulan, kecuali obat dan vitamin. Namun bukan berarti setelah pemberian ASI eksklusif pemberian ASI eksklusif pemberian ASI dihentikan, akan tetapi tetap diberikan kepada bayi sampai bayi berusia 2 tahun. ASI merupakan makanan pertama, utama, dan terbaik bagi bayi, bersifat ilmiah. ASI eksklusif adalah bayi hanya diberi ASI selama 6 bulan tanpa tambahan makanan cairan lain, seperti susu formula, jeruk, madu, air teh, dan air putih, serta tanpa tambahan makanan padat , seperti pisang, bubur susu, biskuit, bubur nasi, dan nasi tim, kecuali vitamin, mineral, dan obat (Prasetyono, 2009).

Banyak kajian ilmiah yang telah dilakukan yang membahas tentang manfaat pemberian ASI untuk ibu dan bayinya. Nutrisi yang terkandung di dalam ASI mampu melindungi bayi dan anak dari penyakit infeksi sehingga menghindarkan dari kesakitan dan kematian bayi. Manfaat ASI bagi bayi adalah memenuhi seluruh kebutuhan nutrisi terutama pada 6 bulan pertama, meningkatkan daya tahan tubuh bayi, mempercepat tumbuh kembang bayi, meningkatkan kecerdasan bayi, mencegah serangan penyakit pada bayi.

Manfaat pemberian ASI bagi ibu adalah lebih cepat pulih dari rasa lelah dan sakit pasca persalinan, yaitu akan mengembalikan ukuran rahim menjadi normal,

menurunkan risiko ibu mengalami depresi pasca melahirkan, menurunkan risiko ibu terserang penyakit (kanker payudara dan ovarium). Manfaat pemberian ASI bagi keluarga adalah praktis dan ekonomis karena tidak perlu mengeluarkan uang untuk membeli susu formula, sebagai alat kontrasepsi alami, mengurangi biaya pengeluaran kesehatan apabila ibu dan bayi sehat, sedangkan manfaat pemberian ASI bagi negara adalah menurunkan angka kematian bayi dan penghematan pada sektor kesehatan.

2.9 Keterkaitan antar Variabel Penelitian

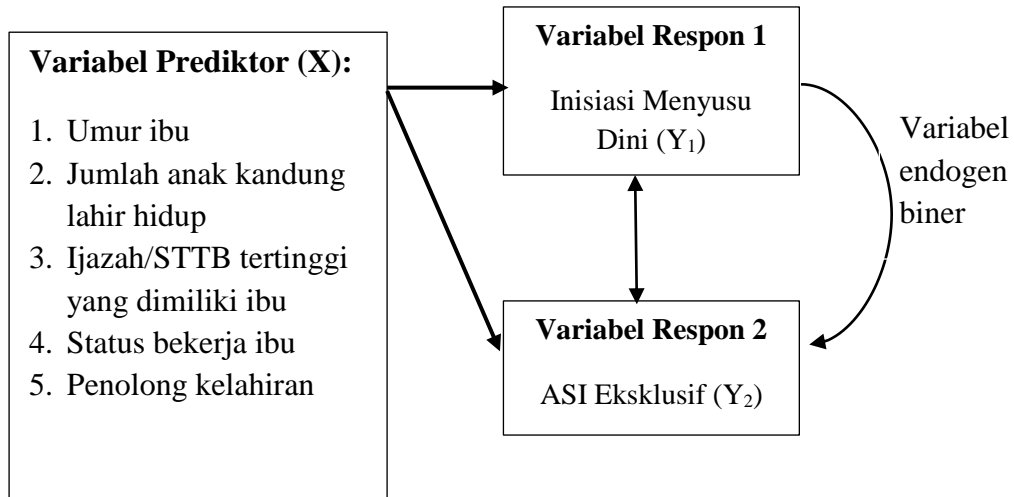
Beberapa penelitian mengenai Inisiasi Menyusu Dini (IMD) dan ASI eksklusif telah dilakukan sebelumnya. Hasil penelitian Rahmayani (2016) terdapat hubungan yang signifikan antara usia ibu dengan pemberian ASI eksklusif di Wilayah Kerja Puskesmas Bentiring Kota Bengkulu.

Jumlah anak adalah salah satu faktor yang mempengaruhi ibu dalam melakukan atau berperilaku terhadap pemanfaatan pelayanan kesehatan. Hasil penelitian Santosa (2009) menunjukkan bahwa jumlah anak lahir hidup berpengaruh signifikan terhadap pemberian ASI eksklusif. Penelitian Astuti (2013) menunjukkan bahwa terdapat hubungan yang signifikan antara pendidikan ibu dan pekerjaan ibu dengan pemberian ASI eksklusif.

Hasil penelitian Setiawati (2007) di Sumedang yang menyatakan dimana proporsi ibu yang ditolong oleh tenaga kesehatan dinyatakan ada hubungan yang bermakna dengan pemberian ASI secara eksklusif pada bayi. Nelvi (2004) juga melakukan penelitian di Indonesia untuk mengetahui variabel sosial-demografi yang memengaruhi IMD dan memperoleh hasil yang menyatakan bahwa pendidikan ibu dan status bekerja ibu merupakan faktor yang memengaruhi ibu dalam memberikan IMD.

Dalam penelitian Juliastuti (2011), menyatakan bahwa tingkat pengetahuan ibu, ibu bekerja, dan IMD meningkatkan pemberian ASI eksklusif. Variabel Inisiasi Menyusu Dini (IMD) dapat mempengaruhi variabel ASI eksklusif. Kasus ini dapat menimbulkan endogenitas.

Dari penjabaran sebelumnya, dapat diketahui faktor-faktor yang dapat mempengaruhi Inisiasi Menyusu Dini (IMD) dan ASI eksklusif adalah sebagai berikut:



Gambar 2.1 Kerangka Variabel Penelitian

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB 3

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder, yaitu data yang berasal dari Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Timur. Data yang digunakan merupakan hasil Survei Sosial Ekonomi Nasional (SUSENAS) tahun 2017 di Provinsi Jawa Timur. Unit penelitian yang digunakan adalah ibu usia 15-49 tahun yang sudah kawin yang memiliki bayi berusia 0-23 bulan di Jawa Timur.

3.2 Variabel Penelitian

Berdasarkan hasil penelitian-penelitian pada bab sebelumnya, maka variabel-variabel prediktor yang diduga mempunyai korelasi dengan variabel respon Inisiasi Menyusu Dini (IMD) dan ASI eksklusif akan digunakan dalam penelitian ini dengan menggunakan data dari BPS seperti pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Variabel Penelitian

No	Variabel	Nama Variabel	Tipe Data	Keterangan
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
1.	Y_1	Inisiasi Menyusu Dini (IMD)	Nominal	1: Tidak Melakukan 2: Melakukan
2.	Y_2	Pemberian ASI	Ordinal	1: Tidak Diberi 2: Tidak ASI eksklusif 3: ASI eksklusif
3.	X_1	Umur ibu	Rasio	
4.	X_2	Jumlah anak kandung lahir hidup	Rasio	
5.	X_3	Pendidikan ibu	Ordinal	1: Tidak punya ijazah SD 2: SD atau SMP 3: SMA atau PT
6.	X_4	Status bekerja ibu	Nominal	1: Ya 2: Tidak
7.	X_5	Penolong proses persalinan	Nominal	1: Dokter/bidan 2: Lainnya

3.3 Definisi Operasional Variabel Penelitian

Definisi operasional variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Inisiasi Menyusu Dini (Y_1)

Inisiasi Menyusu Dini adalah langkah penting untuk memudahkan bayi dalam memulai proses menyusui. Bayi baru lahir yang diletakkan pada dada atau perut sang ibu, secara alami dapat mencari sendiri sumber air susu ibu (ASI) dan menyusui. Inisiasi Menyusu Dini dikategorikan sebagai berikut: kode 1 jika ibu tidak meletakkan bayi yang tepat baru saja dia lahirkan di dadanya dan kode 2 jika ibu meletakkan bayi yang tepat baru saja dia lahirkan di dadanya

2. ASI eksklusif (Y_2)

Ibu memberikan ASI kepada bayi secara eksklusif atau secara teratur selama 6 bulan tanpa memberikan makanan tambahan lainnya. ASI eksklusif dikategorikan sebagai berikut: kode 1 jika ibu tidak memberikan ASI, kode 2 jika ibu tersebut memberikan ASI tapi tidak eksklusif, kode 3 jika ibu tersebut memberikan ASI eksklusif

3. Umur Ibu (X_1)

Umur ibu di Provinsi Jawa Timur pada saat tahun 2017 atau pada saat SUSENAS melakukan *survey* dalam satuan tahun dengan pembulatan ke bawah.

4. Jumlah anak kandung lahir hidup (X_2)

Anak kandung lahir hidup adalah anak kandung yang waktu lahir memeperlihatkan tanda-tanda kehidupan, walaupun sesaat, seperti adanya detak jantung, bernafas, menangis dan tanda-tanda kehidupan lainnya.

5. Pendidikan ibu (X_3)

Tingkat pendidikan tertinggi yang ditamatkan dengan ditandai adanya ijazah/STTB. Ijazah/STTB tertinggi yang dimiliki ibu dikategorikan sebagai berikut: kode 1 jika tidak punya ijazah SD, yaitu seorang ibu yang tidak memiliki ijazah suatu jenjang pendidikan karena tidak pernah bersekolah atau pernah sekolah di SD/ sederajat tetapi tidak/ belum tamat, kode 2 jika seorang ibu memiliki ijazah SD/ sederajat atau SMP/ sederajat,

kode 3 jika seorang ibu memiliki ijazah SMA/ sederajat atau perguruan tinggi/ sederajat.

6. Status bekerja ibu (X_4)

Bekerja adalah kegiatan ekonomi yang dilakukan oleh seseorang dengan maksud memperoleh atau membantu memperoleh pendapatan atau keuntungan, paling sedikit 1 jam (tidak terputus) dalam seminggu yang lalu. Status bekerja ibu dikategorikan sebagai berikut: kode 1 jika ibu bekerja dan kode 2 jika ibu tidak bekerja.

7. Penolong kelahiran terakhir (X_5)

Seorang ibu yang melahirkan bisa ditolong oleh lebih dari satu jenis penolong (misalnya dukun bersalin dan bidan). Penolong kelahiran terakhir dikategorikan sebagai berikut: kode 1: medis, jika penolong kelahiran terakhir adalah dokter, bidan, dan tenaga paramedis lain dan kode 2: non medis, jika penolong kelahiran terakhir adalah dukun bersalin, family/keluarga, lainnya dan tidak tahu.

Tabel 3.1 Struktur Data Penelitian

i	Y_1	Y_2	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5
1	$y_{1,1}$	$y_{2,1}$	$x_{1,1}$	$x_{2,1}$	$x_{3,1}$	$x_{4,1}$	$x_{5,1}$
2	$y_{1,2}$	$y_{2,2}$	$x_{1,2}$	$x_{2,2}$	$x_{3,2}$	$x_{4,2}$	$x_{5,2}$
3	$y_{1,3}$	$y_{2,3}$	$x_{1,3}$	$x_{2,3}$	$x_{3,3}$	$x_{4,3}$	$x_{5,3}$
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
n	$y_{1,n}$	$y_{2,n}$	$x_{1,n}$	$x_{2,n}$	$x_{3,n}$	$x_{4,n}$	$x_{5,n}$

3.4 Tahapan Penelitian

Berdasarkan tujuan penelitian, maka tahapan-tahapan yang akan dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Membuat tabel kontingensi 2x3 antara variabel respon.
2. Menentukan $P_{11}, P_{12}, \dots, P_{23}$, dengan

$$\begin{aligned}
P_{11} &= P(y_{1i} = 1, y_{2i} = 1) \\
&= \Phi_2(z_{11}, z_{21}, \tilde{\rho}) \\
P_{12} &= P(y_{1i} = 1, y_{2i} = 2) \\
&= \Phi_2(z_{11}, z_{22}, \tilde{\rho}) - \Phi_2(z_{11}, z_{21}, \tilde{\rho}) \\
P_{13} &= P(y_{1i} = 1, y_{2i} = 3) \\
&= \Phi_2(z_{11}) - \Phi_2(z_{11}, z_{22}, \tilde{\rho}) \\
P_{21} &= P(y_{1i} = 2, y_{2i} = 1) \\
&= \Phi_2(z_{21}) - \Phi_2(z_{11}, z_{21}, \tilde{\rho}) \\
P_{22} &= P(y_{1i} = 2, y_{2i} = 2) \\
&= \Phi_2(z_{22}) - \Phi_2(z_{11}, z_{22}, \tilde{\rho}) - \Phi_2(z_{21}) + \Phi_2(z_{11}, z_{21}, \tilde{\rho}) \\
P_{23} &= P(y_{1i} = 2, y_{2i} = 3) \\
&= 1 - \Phi_2(z_{11}) - \Phi_2(z_{22}) + \Phi_2(z_{11}, z_{22}, \tilde{\rho})
\end{aligned}$$

dengan

$$\begin{aligned}
z_{11} &= \gamma_{11} - \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x} \\
z_{21} &= \gamma_{21} - \delta \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x} - \boldsymbol{\beta}_2^T \mathbf{w} \\
z_{22} &= \gamma_{22} - \delta \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x} - \boldsymbol{\beta}_2^T \mathbf{w}
\end{aligned}$$

dan Φ_2 adalah fungsi distribusi kumulatif normal standar bivariat,

$$\zeta = \frac{1}{\sqrt{1 + 2\delta\rho + \delta^2}} \text{ dan } \tilde{\rho} = \zeta(\delta + \rho).$$

3. Mengkaji estimasi parameter model SURBP dengan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) dengan langkah-langkah:

a. Membuat fungsi *likelihood* berdasarkan model SURBP.

$$L(\boldsymbol{\beta}_1, \boldsymbol{\beta}_2, \gamma_1, \gamma_2, \rho, \delta) = Q$$

b. Membuat fungsi *ln-likelihood*, untuk mendapatkan estimasi parameter

$$\boldsymbol{\theta} = [\boldsymbol{\beta}_1^T, \boldsymbol{\beta}_2^T, \gamma_1^T, \gamma_2^T, \delta, \rho]^T \text{ yaitu } \ln L(\boldsymbol{\beta}_1, \boldsymbol{\beta}_2, \gamma_1, \gamma_2, \rho, \delta) = \ln Q$$

c. Menurunkan fungsi *ln-likelihood* terhadap parameter

$$\boldsymbol{\theta} = [\boldsymbol{\beta}_1^T, \boldsymbol{\beta}_2^T, \gamma_1^T, \gamma_2^T, \delta, \rho]^T \text{ dan disamakan dengan nol.}$$

$$\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\beta}_1} = \mathbf{0}, \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\beta}_2} = \mathbf{0}, \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\gamma}_1} = 0, \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\gamma}_2} = 0,$$

$$\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \rho} = 0, \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \delta} = 0$$

Jika dari langkah sebelumnya, persamaan yang diperoleh tidak menghasilkan bentuk yang *closed form*, maka penyelesaiannya harus menggunakan iterasi numerik. Metode iterasi numerik yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode iterasi BHHH (Berndt, Hall, Hall, Hausman). Metode iterasi ini dikenal keunggulannya dibanding prosedur Newton-Raphson (Train, 2003), yaitu penghitungan lebih mudah dan cepat karena hanya membutuhkan turunan pertama dari fungsi likelihood, serta dalam metode BHHH dijamin bahwa setiap langkah iterasi akan menghasilkan log-likelihood yang selalu lebih besar dibanding tahap sebelumnya. Tahapan iterasi BHHH adalah sebagai berikut.

- i. Menentukan nilai awal $\boldsymbol{\theta}^{(0)} = [\boldsymbol{\beta}_{1(0)}^T, \boldsymbol{\beta}_{2(0)}^T, \boldsymbol{\gamma}_{1(0)}^T, \boldsymbol{\gamma}_{2(0)}^T, \delta_{(0)}, \rho_{(0)}]^T$ dengan vektor berukuran $(p_1 + p_2 + 1 + 2 + 1 + 1) \times 1$ atau $(p_1 + p_2 + 5) \times 1$ yang dapat berupa vektor dengan seluruh anggotanya adalah nol.
- ii. Menghitung vektor gradien $\mathbf{g}(\boldsymbol{\theta})$

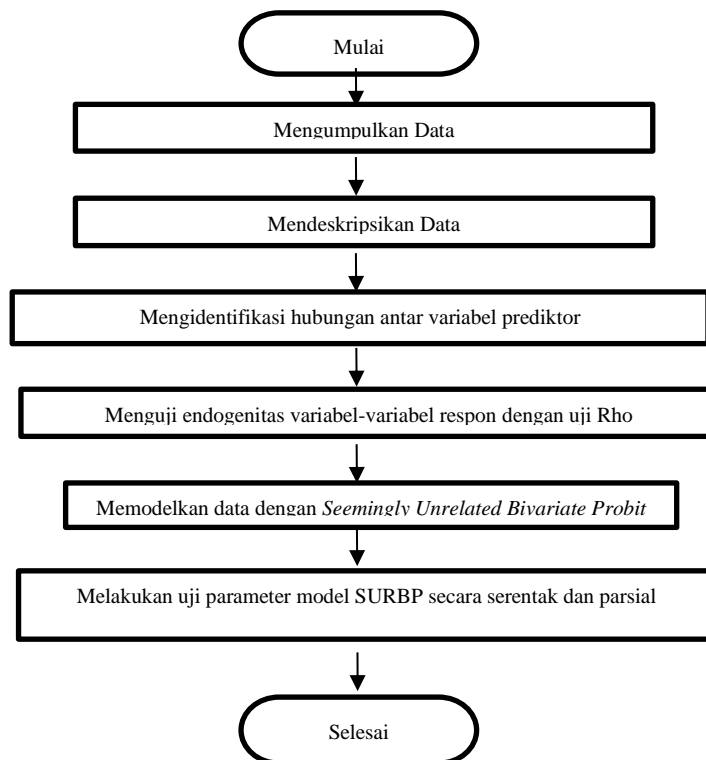
$$\mathbf{g}(\boldsymbol{\theta}) = \left[\left(\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\beta}_1^T} \right)^T \left(\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\beta}_2^T} \right)^T \left(\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\gamma}_1^T} \right)^T \left(\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\gamma}_2^T} \right)^T \left(\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \delta} \right) \left(\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \rho} \right) \right]^T$$

- iii. Membentuk matriks $W(\boldsymbol{\theta}^{(m)}) = -\sum_{i=1}^n \mathbf{g}_i(\boldsymbol{\theta}^{(m)}) \mathbf{g}_i^T(\boldsymbol{\theta}^{(m)})$
- iv. Mensubstitusikan nilai $\boldsymbol{\theta}^{(m)}$ pada elemen vektor $\mathbf{g}(\boldsymbol{\theta}^{(m)})$ dan matriks $W(\boldsymbol{\theta}^{(m)})$
- v. Melakukan iterasi mulai dari $m=0$, dengan persamaan iterasi $\boldsymbol{\theta}^{(m+1)} = \boldsymbol{\theta}^{(m)} - [W(\boldsymbol{\theta}^{(m)})]^{-1} \mathbf{g}(\boldsymbol{\theta}^{(m)})$, iterasi berhenti jika $\|\boldsymbol{\theta}^{(m+1)} - \boldsymbol{\theta}^{(m)}\| \leq \eta$, dengan η adalah bilangan yang sangat kecil (mendekati nol)

4. Melakukan pemodelan Inisiasi Menyusu Dini (IMD) dan ASI eksklusif dengan menggunakan *Seemingly Unrelated Bivariate Probit* dengan langkah-langkah sebagai berikut:

- i. Melakukan analisis deskriptif terhadap semua variabel yang digunakan dalam penelitian ini.
- ii. Melakukan uji dependensi antara variabel respon yaitu Y_1 dan Y_2 untuk melihat hubungan kedua variabel respon tersebut dengan korelasi Kendall's Tau.
- iii. Mendeteksi adanya multikolinieritas antar variabel prediktor dengan menggunakan *VIF*. Terjadi multikolinieritas jika nilai *VIF* > 10 .
- iv. Melakukan uji endogenitas variabel-variabel respon dengan uji Rho.
- v. Meregresikan variabel respon dengan variabel prediktor dengan model *Seemingly Unrelated Bivariate Probit* (SURBP).
- vi. Melakukan uji parameter model SURBP secara serentak dan parsial.
- vii. Interpretasi model Inisiasi Menyusu Dini dan ASI eksklusif.

Tahapan Pemodelan *Seemingly Unrelated Bivariate Probit* (SURBP)



Gambar 3.1 Diagram Alir Pemodelan Inisiasi Menyusu Dini (IMD) dan ASI Eksklusif

BAB 4
ANALISIS DAN PEMBAHASAN

4.1 Estimasi Parameter Model *Seemingly Unrelated Bivariate Probit*

Metode estimasi parameter model *Seemingly Unrelated Bivariate Probit* (SURBP) dalam penelitian ini menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Metode MLE adalah metode mendapatkan estimasi parameter dengan memaksimumkan fungsi *ln-likelihood*. Diketahui bahwa variabel respon $\mathbf{Y} = [Y_{11} \ Y_{12} \ \dots \ Y_{23}]^T$ berdistribusi multinomial sehingga $\mathbf{Y} \sim M(1; P_{11}, P_{12}, \dots, P_{23})$. Fungsi likelihood berdasarkan model SURBP adalah sebagai berikut:

$$L(\boldsymbol{\beta}_1, \boldsymbol{\beta}_2, \gamma_1, \gamma_2, \rho, \delta) = L(\boldsymbol{\theta}) = \prod_{i=1}^n \prod_{d=1}^3 \prod_{c=1}^2 P_{cdi}^{y_{cdi}}, \quad n = 2489 \quad (4.1)$$

dengan,

$$P_{cdi} = \Phi_2(z_{1ci}, z_{2di}, \tilde{\rho}) - \Phi_2(z_{1,c-1i}, z_{2di}, \tilde{\rho}) - \Phi_2(z_{1ci}, z_{2,d-1i}, \tilde{\rho}) + \Phi_2(z_{1,c-1i}, z_{2,d-1i}, \tilde{\rho})$$

$$z_{1ci} = \gamma_{1c} - \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x}_i$$

$$z_{1,c-1i} = \gamma_{1,c-1} - \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x}_i$$

$$z_{2di} = \zeta(\gamma_{2,d} - \delta \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x}_i - \boldsymbol{\beta}_2^T \mathbf{w}_i)$$

$$z_{2,d-1i} = \zeta(\gamma_{2,d-1} - \delta \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x}_i - \boldsymbol{\beta}_2^T \mathbf{w}_i).$$

Fungsi *ln-likelihood* model tersebut adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \ln L(\boldsymbol{\theta}) &= \ln \left(\prod_{i=1}^n \prod_{d=1}^3 \prod_{c=1}^2 P_{cdi}^{y_{cdi}} \right) \\ &= \sum_{i=1}^n \sum_{d=1}^3 \sum_{c=1}^2 y_{cdi} \ln P_{cdi} \end{aligned} \quad (4.2)$$

Syarat perlu untuk memaksimumkan fungsi *ln-likelihood* adalah mencari turunan pertama dari fungsi *ln-likelihood* terhadap masing-masing parameter dan disamakan dengan nol. Turunan pertama fungsi $\ln L(\boldsymbol{\theta})$ terhadap masing-masing parameter $\boldsymbol{\beta}_1, \boldsymbol{\beta}_2, \gamma_1, \gamma_2, \rho, \delta$ adalah sebagai berikut:

- a. Turunan pertama fungsi $\ln L(\boldsymbol{\theta})$ terhadap parameter $\boldsymbol{\beta}_1$

$$\begin{aligned}
\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\beta}_1} &= \frac{\partial}{\partial \boldsymbol{\beta}_1} \left(\sum_{i=1}^n \sum_{d=1}^3 \sum_{c=1}^2 y_{cdi} \ln P_{cdi} \right) \\
&= \sum_{i=1}^n \sum_{d=1}^3 \sum_{c=1}^2 \left(y_{cdi} \frac{1}{P_{cdi}} \frac{\partial P_{cdi}}{\partial \boldsymbol{\beta}_1} \right)
\end{aligned} \tag{4.3}$$

dengan,

$$\begin{aligned}
\frac{\partial P_{cdi}}{\partial \boldsymbol{\beta}_1} &= \frac{\partial}{\partial \boldsymbol{\beta}_1} \left[\Phi_2(z_{1ci}, z_{2di}, \tilde{\rho}) - \Phi_2(z_{1,c-li}, z_{2di}, \tilde{\rho}) - \Phi_2(z_{1ci}, z_{2,d-li}, \tilde{\rho}) + \Phi_2(z_{1,c-li}, z_{2,d-li}, \tilde{\rho}) \right] \\
&= \frac{\partial \Phi_2(z_{1ci}, z_{2di}, \tilde{\rho})}{\partial \boldsymbol{\beta}_1} - \frac{\partial \Phi_2(z_{1,c-li}, z_{2di}, \tilde{\rho})}{\partial \boldsymbol{\beta}_1} - \frac{\partial \Phi_2(z_{1ci}, z_{2,d-li}, \tilde{\rho})}{\partial \boldsymbol{\beta}_1} + \frac{\partial \Phi_2(z_{1,c-li}, z_{2,d-li}, \tilde{\rho})}{\partial \boldsymbol{\beta}_1}
\end{aligned}$$

Untuk menentukan turunan parsial di atas, menurut Owen (1957), jika $\Phi_2(h, k, \rho)$ merupakan suatu fungsi distribusi kumulatif bivariat dengan h dan k adalah variabel random normal standar dengan korelasi ρ , dideskripsikan turunan parsial $\Phi_2(h, k, \rho)$ terhadap h adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
\frac{\partial \Phi_2(h, k, \rho)}{\partial h} &= \frac{\partial}{\partial h} \int_{-\infty}^k \int_{-\infty}^h \phi_2(x, y, \rho) dx dy \\
&= \int_{-\infty}^k \phi_2(h, y, \rho) dy \\
&= \phi(h) \Phi_2\left(\frac{k - \rho h}{\sqrt{1 - \rho^2}}\right).
\end{aligned}$$

Oleh karena itu turunan parsial P_{cdi} terhadap $\boldsymbol{\beta}_1$ untuk persamaan yang pertama didapat (Lampiran 1):

$$\begin{aligned}
\frac{\partial \Phi_2(z_{1ci}, z_{2di}, \tilde{\rho})}{\partial \boldsymbol{\beta}_1} &= -\mathbf{x}_i \phi(z_{1ci}) \Phi_2\left(\frac{z_{2di} - \tilde{\rho} z_{1ci}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}}\right) \\
\frac{\partial \Phi_2(z_{1,c-li}, z_{2di}, \tilde{\rho})}{\partial \boldsymbol{\beta}_1} &= -\mathbf{x}_i \phi(z_{1,c-li}) \Phi_2\left(\frac{z_{2di} - \tilde{\rho} z_{1,c-li}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}}\right) \\
\frac{\partial \Phi_2(z_{1ci}, z_{2,d-li}, \tilde{\rho})}{\partial \boldsymbol{\beta}_1} &= -\mathbf{x}_i \phi(z_{1ci}) \Phi_2\left(\frac{z_{2,d-li} - \tilde{\rho} z_{1ci}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}}\right) \\
\frac{\partial \Phi_2(z_{1,c-li}, z_{2,d-li}, \tilde{\rho})}{\partial \boldsymbol{\beta}_1} &= -\mathbf{x}_i \phi(z_{1,c-li}) \Phi_2\left(\frac{z_{2,d-li} - \tilde{\rho} z_{1,c-li}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}}\right).
\end{aligned}$$

Sedangkan turunan parsial P_{cdi} terhadap β_1 untuk persamaan yang kedua adalah

$$\begin{aligned}\frac{\partial \Phi_2(z_{1ci}, z_{2di}, \tilde{\rho})}{\partial \beta_1} &= -\varsigma \delta_{\mathbf{x}_i} \phi(z_{2di}) \Phi_2\left(\frac{z_{1ci} - \tilde{\rho} z_{2di}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}}\right) \\ \frac{\partial \Phi_2(z_{1,c-li}, z_{2di}, \tilde{\rho})}{\partial \beta_1} &= -\varsigma \delta_{\mathbf{x}_i} \phi(z_{2di}) \Phi_2\left(\frac{z_{1,c-li} - \tilde{\rho} z_{2di}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}}\right) \\ \frac{\partial \Phi_2(z_{1ci}, z_{2,d-li}, \tilde{\rho})}{\partial \beta_1} &= -\varsigma \delta_{\mathbf{x}_i} \phi(z_{2,d-li}) \Phi_2\left(\frac{z_{1ci} - \tilde{\rho} z_{2,d-li}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}}\right) \\ \frac{\partial \Phi_2(z_{1,c-li}, z_{2,d-li}, \tilde{\rho})}{\partial \beta_1} &= -\varsigma \delta_{\mathbf{x}_i} \phi(z_{2,d-li}) \Phi_2\left(\frac{z_{1,c-li} - \tilde{\rho} z_{2,d-li}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}}\right).\end{aligned}$$

Sehingga persamaan (4.3) menjadi,

$$\begin{aligned}\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \beta_1} &= \sum_{i=1}^n \sum_{d=1}^3 \sum_{c=1}^2 \left(-\mathbf{x}_i y_{cdi} \frac{1}{P_{cdi}} \left\{ \phi(z_{1ci}) \left(\Phi_2\left(\frac{z_{2di} - \tilde{\rho} z_{1ci}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}}\right) - \Phi_2\left(\frac{z_{2,d-li} - \tilde{\rho} z_{1ci}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}}\right) \right) \right. \right. \\ &\quad \left. \left. - \phi(z_{1,c-li}) \left(\Phi_2\left(\frac{z_{2di} - \tilde{\rho} z_{1,c-li}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}}\right) - \Phi_2\left(\frac{z_{2,d-li} - \tilde{\rho} z_{1,c-li}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}}\right) \right) \right\} \right) \\ &\quad - \varsigma \delta_{\mathbf{x}_i} y_{cdi} \frac{1}{P_{cdi}} \left\{ \phi(z_{2di}) \left(\Phi_2\left(\frac{z_{1ci} - \tilde{\rho} z_{2di}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}}\right) - \Phi_2\left(\frac{z_{1,c-li} - \tilde{\rho} z_{2di}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}}\right) \right) \right. \\ &\quad \left. - \phi(z_{2,d-li}) \left(\Phi_2\left(\frac{z_{1ci} - \tilde{\rho} z_{2,d-li}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}}\right) - \Phi_2\left(\frac{z_{1,c-li} - \tilde{\rho} z_{2,d-li}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}}\right) \right) \right\}\end{aligned}$$

b. Turunan pertama fungsi $\ln L(\boldsymbol{\theta})$ terhadap parameter β_2

$$\begin{aligned}\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \beta_2} &= \frac{\partial}{\partial \beta_2} \left(\sum_{i=1}^n \sum_{d=1}^3 \sum_{c=1}^2 y_{cdi} \ln P_{cdi} \right) \\ &= \sum_{i=1}^n \sum_{d=1}^3 \sum_{c=1}^2 \left(y_{cdi} \frac{1}{P_{cdi}} \frac{\partial P_{cdi}}{\partial \beta_2} \right)\end{aligned}\tag{4.4}$$

dengan,

$$\begin{aligned}\frac{\partial \Phi_2(z_{1ci}, z_{2di}, \tilde{\rho})}{\partial \beta_2} &= -\varsigma \mathbf{w}_i \phi(z_{2di}) \Phi_2\left(\frac{z_{1ci} - \tilde{\rho} z_{2di}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}}\right) \\ \frac{\partial \Phi_2(z_{1,c-li}, z_{2di}, \tilde{\rho})}{\partial \beta_2} &= -\varsigma \mathbf{w}_i \phi(z_{2di}) \Phi_2\left(\frac{z_{1,c-li} - \tilde{\rho} z_{2di}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}}\right) \\ \frac{\partial \Phi_2(z_{1ci}, z_{2,d-li}, \tilde{\rho})}{\partial \beta_2} &= -\varsigma \mathbf{w}_i \phi(z_{2,d-li}) \Phi_2\left(\frac{z_{1ci} - \tilde{\rho} z_{2,d-li}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}}\right)\end{aligned}$$

$$\frac{\partial \Phi_2(z_{1,c-li}, z_{2,d-li}, \tilde{\rho})}{\partial \beta_2} = -\zeta \mathbf{w}_i \phi(z_{2,d-li}) \Phi_2\left(\frac{z_{1,c-li} - \tilde{\rho} z_{2,d-li}}{\sqrt{1-\tilde{\rho}^2}}\right).$$

Sehingga persamaan (4.4) menjadi,

$$\begin{aligned} \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \beta_2} &= \sum_{i=1}^n \sum_{d=1}^3 \sum_{c=1}^2 \left(-\zeta \mathbf{w}_i y_{cdi} \frac{1}{P_{cdi}} \left\{ \phi(z_{2di}) \left(\Phi_2\left(\frac{z_{1ci} - \tilde{\rho} z_{2di}}{\sqrt{1-\tilde{\rho}^2}}\right) - \Phi_2\left(\frac{z_{1,c-li} - \tilde{\rho} z_{2di}}{\sqrt{1-\tilde{\rho}^2}}\right) \right) \right. \right. \\ &\quad \left. \left. - \phi(z_{2,d-li}) \left(\Phi_2\left(\frac{z_{1ci} - \tilde{\rho} z_{2,d-li}}{\sqrt{1-\tilde{\rho}^2}}\right) - \Phi_2\left(\frac{z_{1,c-li} - \tilde{\rho} z_{2,d-li}}{\sqrt{1-\tilde{\rho}^2}}\right) \right) \right\} \right). \end{aligned}$$

c. Turunan pertama fungsi $\ln L(\boldsymbol{\theta})$ terhadap parameter γ_1

$$\begin{aligned} \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \gamma_1} &= \frac{\partial}{\partial \gamma_1} \left(\sum_{i=1}^n \sum_{d=1}^3 \sum_{c=1}^2 y_{cdi} \ln P_{cdi} \right) \\ &= \sum_{i=1}^n \sum_{d=1}^3 \sum_{c=1}^2 \left(y_{cdi} \frac{1}{P_{cdi}} \frac{\partial P_{cdi}}{\partial \gamma_1} \right) \end{aligned} \quad (4.5)$$

dengan,

$$\begin{aligned} \frac{\partial \Phi_2(z_{1ci}, z_{2di}, \tilde{\rho})}{\partial \gamma_1} &= \phi(z_{1ci}) \Phi_2\left(\frac{z_{2di} - \tilde{\rho} z_{1ci}}{\sqrt{1-\tilde{\rho}^2}}\right).1 \\ \frac{\partial \Phi_2(z_{1,c-li}, z_{2di}, \tilde{\rho})}{\partial \gamma_1} &= \phi(z_{1,c-li}) \Phi_2\left(\frac{z_{2di} - \tilde{\rho} z_{1,c-li}}{\sqrt{1-\tilde{\rho}^2}}\right).1 \\ \frac{\partial \Phi_2(z_{1ci}, z_{2,d-li}, \tilde{\rho})}{\partial \gamma_1} &= \phi(z_{1ci}) \Phi_2\left(\frac{z_{2,d-li} - \tilde{\rho} z_{1ci}}{\sqrt{1-\tilde{\rho}^2}}\right).1 \\ \frac{\partial \Phi_2(z_{1,c-li}, z_{2,d-li}, \tilde{\rho})}{\partial \gamma_1} &= \phi(z_{1,c-li}) \Phi_2\left(\frac{z_{2,d-li} - \tilde{\rho} z_{1,c-li}}{\sqrt{1-\tilde{\rho}^2}}\right).1. \end{aligned}$$

Sehingga persamaan (4.5) menjadi,

$$\begin{aligned} \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \gamma_1} &= \sum_{i=1}^n \sum_{d=1}^3 \sum_{c=1}^2 \left(y_{cdi} \frac{1}{P_{cdi}} \left\{ \phi(z_{1ci}) \left(\Phi_2\left(\frac{z_{2di} - \tilde{\rho} z_{1ci}}{\sqrt{1-\tilde{\rho}^2}}\right) - \Phi_2\left(\frac{z_{2,d-li} - \tilde{\rho} z_{1ci}}{\sqrt{1-\tilde{\rho}^2}}\right) \right) \right. \right. \\ &\quad \left. \left. - \phi(z_{1,c-li}) \left(\Phi_2\left(\frac{z_{2di} - \tilde{\rho} z_{1,c-li}}{\sqrt{1-\tilde{\rho}^2}}\right) - \Phi_2\left(\frac{z_{2,d-li} - \tilde{\rho} z_{1,c-li}}{\sqrt{1-\tilde{\rho}^2}}\right) \right) \right\} \right). \end{aligned}$$

d. Turunan pertama fungsi $\ln L(\boldsymbol{\theta})$ terhadap parameter γ_2

$$\begin{aligned}
\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \gamma_2} &= \frac{\partial}{\partial \gamma_2} \left(\sum_{i=1}^n \sum_{d=1}^3 \sum_{c=1}^2 y_{cdi} \ln P_{cdi} \right) \\
&= \sum_{i=1}^n \sum_{d=1}^3 \sum_{c=1}^2 \left(y_{cdi} \frac{1}{P_{cdi}} \frac{\partial P_{cdi}}{\partial \gamma_2} \right)
\end{aligned} \tag{4.6}$$

dengan,

$$\begin{aligned}
\frac{\partial \Phi_2(z_{1ci}, z_{2di}, \tilde{\rho})}{\partial \gamma_2} &= \phi(z_{2di}) \Phi_2 \left(\frac{z_{1ci} - \tilde{\rho} z_{2di}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \cdot \zeta \\
\frac{\partial \Phi_2(z_{1,c-li}, z_{2di}, \tilde{\rho})}{\partial \gamma_2} &= \phi(z_{2di}) \Phi_2 \left(\frac{z_{1,c-li} - \tilde{\rho} z_{2di}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \cdot \zeta \\
\frac{\partial \Phi_2(z_{1ci}, z_{2,d-li}, \tilde{\rho})}{\partial \gamma_2} &= \phi(z_{2,d-li}) \Phi_2 \left(\frac{z_{1ci} - \tilde{\rho} z_{2,d-li}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \cdot \zeta \\
\frac{\partial \Phi_2(z_{1,c-li}, z_{2,d-li}, \tilde{\rho})}{\partial \gamma_2} &= \phi(z_{2,d-li}) \Phi_2 \left(\frac{z_{1,c-li} - \tilde{\rho} z_{2,d-li}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \cdot \zeta.
\end{aligned}$$

Sehingga persamaan (4.6) menjadi,

$$\begin{aligned}
\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \gamma_2} &= \sum_{i=1}^n \sum_{d=1}^3 \sum_{c=1}^2 \left(\zeta y_{cdi} \frac{1}{P_{cdi}} \left\{ \phi(z_{2di}) \left(\Phi_2 \left(\frac{z_{1ci} - \tilde{\rho} z_{2di}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) - \Phi_2 \left(\frac{z_{1,c-li} - \tilde{\rho} z_{2di}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \right) \right. \right. \\
&\quad \left. \left. - \phi(z_{2,d-li}) \left(\Phi_2 \left(\frac{z_{1ci} - \tilde{\rho} z_{2,d-li}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) - \Phi_2 \left(\frac{z_{1,c-li} - \tilde{\rho} z_{2,d-li}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \right) \right\} \right).
\end{aligned}$$

e. Turunan pertama fungsi $\ln L(\boldsymbol{\theta})$ terhadap parameter δ

$$\begin{aligned}
\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \delta} &= \frac{\partial}{\partial \delta} \left(\sum_{i=1}^n \sum_{d=1}^3 \sum_{c=1}^2 y_{cdi} \ln P_{cdi} \right) \\
&= \sum_{i=1}^n \sum_{d=1}^3 \sum_{c=1}^2 \left(y_{cdi} \frac{1}{P_{cdi}} \frac{\partial P_{cdi}}{\partial \delta} \right)
\end{aligned} \tag{4.7}$$

dengan,

$$\begin{aligned}
\frac{\partial \Phi_2(z_{1ci}, z_{2di}, \tilde{\rho})}{\partial \delta} &= \phi(z_{2di}) \Phi_2 \left(\frac{z_{1ci} - \tilde{\rho} z_{2di}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \cdot (-\zeta \tilde{\rho} z_{2di} - \zeta \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x}_i) \\
\frac{\partial \Phi_2(z_{1,c-li}, z_{2di}, \tilde{\rho})}{\partial \delta} &= \phi(z_{2di}) \Phi_2 \left(\frac{z_{1,c-li} - \tilde{\rho} z_{2di}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \cdot (-\zeta \tilde{\rho} z_{2di} - \zeta \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x}_i) \\
\frac{\partial \Phi_2(z_{1ci}, z_{2,d-li}, \tilde{\rho})}{\partial \delta} &= \phi(z_{2,d-li}) \Phi_2 \left(\frac{z_{1ci} - \tilde{\rho} z_{2,d-li}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \cdot (-\zeta \tilde{\rho} z_{2,d-li} - \zeta \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x}_i)
\end{aligned}$$

$$\frac{\partial \Phi_2(z_{1,c-1i}, z_{2,d-1i}, \tilde{\rho})}{\partial \delta} = \phi(z_{2,d-1i}) \Phi_2\left(\frac{z_{1,c-1i} - \tilde{\rho} z_{2,d-1i}}{\sqrt{1-\tilde{\rho}^2}}\right) \cdot (-\zeta \tilde{\rho} z_{2,d-1i} - \zeta \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x}_i).$$

Sehingga persamaan (4.7) menjadi,

$$\begin{aligned} \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \delta} &= \sum_{i=1}^n \sum_{d=1}^3 \sum_{c=1}^2 \left(y_{cdi} \frac{-\zeta \tilde{\rho} z_{2di} - \zeta \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x}_i}{P_{cdi}} \left\{ \phi(z_{2di}) \left(\Phi_2\left(\frac{z_{1ci} - \tilde{\rho} z_{2di}}{\sqrt{1-\tilde{\rho}^2}}\right) \right. \right. \right. \\ &\quad \left. \left. \left. - \Phi_2\left(\frac{z_{1,c-1i} - \tilde{\rho} z_{2di}}{\sqrt{1-\tilde{\rho}^2}}\right) \right) \right\} + y_{cdi} \frac{-\zeta \tilde{\rho} z_{2,d-1i} - \zeta \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x}_i}{P_{cdi}} \right. \\ &\quad \left. \left. \left. \left\{ -\phi(z_{2,d-1i}) \left(\Phi_2\left(\frac{z_{1ci} - \tilde{\rho} z_{2,d-1i}}{\sqrt{1-\tilde{\rho}^2}}\right) - \Phi_2\left(\frac{z_{1,c-1i} - \tilde{\rho} z_{2,d-1i}}{\sqrt{1-\tilde{\rho}^2}}\right) \right) \right\} \right\} \right). \end{aligned}$$

f. Turunan pertama fungsi $\ln L(\boldsymbol{\theta})$ terhadap parameter ρ

Karena nilai ρ terletak di antara nilai -1 hingga 1 sehingga dapat dilakukan transformasi tanh untuk mendapatkan turunannya, yaitu

$$\rho = \tanh(r) = \frac{\exp(2r) - 1}{\exp(2r) + 1}.$$

Akibatnya didapat

$$\begin{aligned} \frac{\partial \rho}{\partial r} &= \frac{\partial \left(\frac{\exp(2r) - 1}{\exp(2r) + 1} \right)}{\partial r} \\ &= \frac{2 \exp(2r) (\exp(2r) + 1 - \exp(2r) + 1)}{(\exp(2r) + 1)^2} \\ &= \frac{4 \exp(2r)}{(\exp(2r) + 1)^2} \end{aligned}$$

dan hasil turunan pertama untuk mendapatkan estimasi ρ adalah sebagai berikut.

$$\begin{aligned} \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\theta})}{\partial r} &= \frac{\partial}{\partial r} \left(\sum_{i=1}^n \sum_{d=1}^3 \sum_{c=1}^2 y_{cdi} \ln P_{cdi} \right) \\ &= \sum_{i=1}^n \sum_{d=1}^3 \sum_{c=1}^2 \left(y_{cdi} \frac{1}{P_{cdi}} \frac{\partial P_{cdi}}{\partial r} \right) \end{aligned} \quad (4.8)$$

dengan,

$$\frac{\partial \Phi_2(z_{1ci}, z_{2di}, \tilde{\rho})}{\partial r} = \phi(z_{2di}) \Phi_2\left(\frac{z_{1ci} - \tilde{\rho} z_{2di}}{\sqrt{1-\tilde{\rho}^2}}\right) \cdot \left(-z_{2di} \zeta^2 \delta \cdot \frac{\partial \rho}{\partial r} \right)$$

$$\frac{\partial \Phi_2(z_{1,c-1i}, z_{2,di}, \tilde{\rho})}{\partial r} = \phi(z_{2,di}) \Phi_2\left(\frac{z_{1,c-1i} - \tilde{\rho} z_{2,di}}{\sqrt{1-\tilde{\rho}^2}}\right) \cdot \left(-z_{2,di} \zeta^2 \delta \cdot \frac{\partial \rho}{\partial r}\right)$$

$$\frac{\partial \Phi_2(z_{1,ci}, z_{2,d-1,i}, \tilde{\rho})}{\partial r} = \phi(z_{2,d-1,i}) \Phi_2\left(\frac{z_{1,ci} - \tilde{\rho} z_{2,d-1,i}}{\sqrt{1-\tilde{\rho}^2}}\right) \cdot \left(-z_{2,d-1,i} \zeta^2 \delta \cdot \frac{\partial \rho}{\partial r}\right)$$

$$\frac{\partial \Phi_2(z_{1,c-1i}, z_{2,d-1,i}, \tilde{\rho})}{\partial r} = \phi(z_{2,d-1,i}) \Phi_2\left(\frac{z_{1,c-1i} - \tilde{\rho} z_{2,d-1,i}}{\sqrt{1-\tilde{\rho}^2}}\right) \cdot \left(-z_{2,d-1,i} \zeta^2 \delta \cdot \frac{\partial \rho}{\partial r}\right)$$

Sehingga persamaan (4.8) menjadi,

$$\begin{aligned} \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \rho} &= \sum_{i=1}^n \sum_{d=1}^3 \sum_{c=1}^2 \left(\frac{y_{cdi}}{P_{cdi}} \frac{4 \exp(2r) \zeta (1 - \zeta \delta \tilde{\rho})}{(\exp(2r) + 1)^2} \left\{ \phi_2(z_{1,ci}, z_{2,di} \zeta) \right. \right. \\ &\quad \left. \left. - \phi_2(z_{1,c-1,i}, z_{2,di} \zeta) - \phi_2(z_{1,ci}, z_{2,d-1,i} \zeta) + \phi_2(z_{1,c-1,i}, z_{2,d-1,i} \zeta) \right\} \right. \\ &\quad \left. + \frac{y_{cdi}}{P_{cdi}} \frac{4 \exp(2r) (-\zeta^2 \delta)}{(\exp(2r) + 1)^2} \left\{ z_{2,di} \phi(z_{2,di}) \Phi_2\left(\frac{z_{1,ci} - \tilde{\rho} z_{2,di}}{\sqrt{1-\tilde{\rho}^2}}\right) \right. \right. \\ &\quad \left. \left. - z_{2,di} \phi(z_{2,di}) \Phi_2\left(\frac{z_{1,c-1i} - \tilde{\rho} z_{2,di}}{\sqrt{1-\tilde{\rho}^2}}\right) - z_{2,d-1,i} \phi(z_{2,d-1,i}) \Phi_2\left(\frac{z_{1,ci} - \tilde{\rho} z_{2,d-1,i}}{\sqrt{1-\tilde{\rho}^2}}\right) \right. \right. \\ &\quad \left. \left. + z_{2,d-1,i} \phi(z_{2,d-1,i}) \Phi_2\left(\frac{z_{1,c-1i} - \tilde{\rho} z_{2,d-1,i}}{\sqrt{1-\tilde{\rho}^2}}\right) \right\} \right) \end{aligned}$$

Selanjutnya dilakukan iterasi numerik untuk mendapatkan nilai penaksir parameter karena estimasi parameter dengan metode MLE di atas menghasilkan bentuk yang tidak *closed form*. Metode iterasi numerik yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode iterasi BHHH (Berndt, Hall, Hall, Hausman). Tahapan iterasi BHHH adalah sebagai berikut.

- i. Menentukan nilai awal $\boldsymbol{\theta}^{(0)}$ yang berukuran $(p_1 + p_2 + 5) \times 1$ dapat berupa vektor dengan seluruh elemennya adalah nol.
- ii. Menghitung vektor gradien $\mathbf{g}(\boldsymbol{\theta})$

$$\mathbf{g}(\boldsymbol{\theta}) = \left[\left(\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\beta}_1^T} \right)^T \left(\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\beta}_2^T} \right)^T \left(\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\gamma}_1^T} \right)^T \left(\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\gamma}_2^T} \right)^T \left(\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \delta} \right) \left(\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \rho} \right) \right]^T$$

- iii. Membentuk matriks $W(\boldsymbol{\theta}^{(m)}) = -\sum_{i=1}^n \mathbf{g}_i(\boldsymbol{\theta}^{(m)}) \mathbf{g}_i^T(\boldsymbol{\theta}^{(m)})$, yaitu

$$\mathbf{g}_i(\boldsymbol{\theta})^{(m)} \mathbf{g}_i^T(\boldsymbol{\theta})^{(m)} = \begin{pmatrix} \mathbf{g}_i^1 \mathbf{g}_i^1 & \mathbf{g}_i^1 \mathbf{g}_i^2 & \mathbf{g}_i^1 \mathbf{g}_i^3 & \mathbf{g}_i^1 \mathbf{g}_i^4 & \mathbf{g}_i^1 \mathbf{g}_i^5 & \mathbf{g}_i^1 \mathbf{g}_i^6 \\ \mathbf{g}_i^1 \mathbf{g}_i^2 & \mathbf{g}_i^2 \mathbf{g}_i^2 & \mathbf{g}_i^2 \mathbf{g}_i^3 & \mathbf{g}_i^2 \mathbf{g}_i^4 & \mathbf{g}_i^2 \mathbf{g}_i^5 & \mathbf{g}_i^2 \mathbf{g}_i^6 \\ \mathbf{g}_i^1 \mathbf{g}_i^3 & \mathbf{g}_i^2 \mathbf{g}_i^3 & \mathbf{g}_i^3 \mathbf{g}_i^3 & \mathbf{g}_i^3 \mathbf{g}_i^4 & \mathbf{g}_i^3 \mathbf{g}_i^5 & \mathbf{g}_i^3 \mathbf{g}_i^6 \\ \mathbf{g}_i^1 \mathbf{g}_i^4 & \mathbf{g}_i^2 \mathbf{g}_i^4 & \mathbf{g}_i^3 \mathbf{g}_i^4 & \mathbf{g}_i^4 \mathbf{g}_i^4 & \mathbf{g}_i^4 \mathbf{g}_i^5 & \mathbf{g}_i^4 \mathbf{g}_i^6 \\ \mathbf{g}_i^1 \mathbf{g}_i^5 & \mathbf{g}_i^2 \mathbf{g}_i^5 & \mathbf{g}_i^3 \mathbf{g}_i^5 & \mathbf{g}_i^4 \mathbf{g}_i^5 & \mathbf{g}_i^5 \mathbf{g}_i^5 & \mathbf{g}_i^5 \mathbf{g}_i^6 \\ \mathbf{g}_i^1 \mathbf{g}_i^6 & \mathbf{g}_i^2 \mathbf{g}_i^6 & \mathbf{g}_i^3 \mathbf{g}_i^6 & \mathbf{g}_i^4 \mathbf{g}_i^6 & \mathbf{g}_i^5 \mathbf{g}_i^6 & \mathbf{g}_i^6 \mathbf{g}_i^6 \end{pmatrix}$$

dengan \mathbf{g}_i^j adalah elemen ke- j dari $\mathbf{g}_i(\boldsymbol{\theta})^{(m)} = \sum_{j=1}^6 \frac{\partial \ln L_j(\boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\theta}} \Big|_{\boldsymbol{\theta}=\boldsymbol{\theta}^{(m)}}$.

iv. Mensubstitusikan nilai $\boldsymbol{\theta}^{(m)}$ pada elemen vektor $\mathbf{g}(\boldsymbol{\theta}^{(m)})$ dan matriks

$$W(\boldsymbol{\theta}^{(m)})$$

v. Melakukan iterasi mulai dari $m=0$, dengan persamaan iterasi

$$\boldsymbol{\theta}^{(m+1)} = \boldsymbol{\theta}^{(m)} - [W(\boldsymbol{\theta}^{(m)})]^{-1} \mathbf{g}(\boldsymbol{\theta}^{(m)}), \text{ iterasi berhenti jika } \|\boldsymbol{\theta}^{(m+1)} - \boldsymbol{\theta}^{(m)}\| \leq \eta,$$

dengan η adalah bilangan yang sangat kecil (mendekati nol)

4.2 Pemodelan Inisiasi Menyusu Dini (IMD) dan ASI Eksklusif dengan Menggunakan *Seemingly Unrelated Bivariate Probit*

Pemodelan Inisiasi Menyusu Dini (IMD) dan ASI eksklusif dengan menggunakan *Seemingly Unrelated Bivariate Probit* diawali dengan melakukan analisis deskriptif terhadap variabel IMD dan ASI eksklusif terhadap masing-masing variabel prediktor, pengujian dependensi antar variabel respon, pengujian multikolinieritas antar variabel prediktor, pengujian parameter baik secara serentak maupun parsial, serta intepretasi model terbaik.

4.2.1 Gambaran Inisiasi Menyusu Dini (IMD) dan ASI Eksklusif di Provinsi Jawa Timur

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah Survey Sosial Ekonomi Nasional (SUSENAS) dengan unit penelitiannya adalah ibu usia 15-49 tahun yang sudah kawin yang memiliki bayi atau balita berusia 0-23 bulan di Provinsi Jawa Timur. Analisis deskriptif pada variabel respon dan variabel prediktor adalah sebagai berikut.

Tabel 4.1 Deskriptif Variabel Respon (Y₁)

Kategori	Frekuensi	Persen
Tidak melakukan IMD	666	26,8
Melakukan IMD	1823	73,2
Total	2489	100

Tabel 4.2 Deskriptif Variabel Respon (Y₂)

Kategori	Frekuensi	Persen
Tidak diberi ASI	145	5,8
ASI tidak eksklusif	990	39,8
ASI eksklusif	1354	54,4
Total	2489	100

Berdasarkan Tabel 4.1 dan 4.2 persentase ibu yang melakukan IMD sebanyak 73,2 persen dan yang tidak melakukan IMD sebesar 26,8 persen. Sedangkan persentase anak yang mendapat ASI eksklusif sebesar 54,4 persen, yang tidak mendapat ASI eksklusif sebesar 39,8 persen, dan yang tidak diberi ASI sebesar 5,8 persen.

Tabel 4.3 Persentase Berdasarkan IMD dan ASI Eksklusif

		ASI Eksklusif			Total
		Tidak Diberi	Tidak Eksklusif	Eksklusif	
IMD	Tidak Melakukan	2,21	11,57	12,98	26,76
	Melakukan	3,62	28,20	41,42	73,24
Total		5,83	39,78	54,40	100

Dari Tabel 4.3 terlihat bahwa ibu yang melakukan IMD dan anak yang mendapat ASI eksklusif sebesar 41,42 persen. Hal ini bisa dikatakan bahwa masih cukup rendah upaya untuk meningkatkan kekebalan tubuh anak dengan memberikan ASI eksklusif. Pemberian ASI eksklusif di Jawa Timur masih belum memenuhi target pemerintah yaitu sebesar 80 persen (Kepmenkes RI No. 450/Menkes/SK/ IV/2004).

Berdasarkan data penelitian, karakteristik ibu berdasarkan IMD dan ASI eksklusif adalah sebagai berikut:

Tabel 4.4 Persentase Jumlah Ibu Berdasarkan Variabel Respon dan Variabel Prediktor yang Kategori

Variabel		IMD		ASI Eksklusif		
		Tidak Melakukan	Melakukan	Tidak Diberi	Tidak Eksklusif	Eksklusif
Pendidikan ibu	Tidak punya ijazah SD	31,86	68,14	4,42	47,79	47,79
	SD atau SMP	26,46	73,54	6,17	40,91	52,92
	SMA atau PT	26,57	73,43	5,62	37,89	56,50
Status bekerja ibu	Bekerja	28,14	71,86	6,71	42,40	50,90
	Tidak Bekerja	26,06	73,94	5,38	38,45	56,17
Penolong proses persalinan	Dokter/bidan	26,42	73,58	5,87	39,17	54,96
	Lainnya	43,14	56,86	3,92	68,63	27,45

Berdasarkan Tabel 4.4 terlihat bahwa 73,54 persen ibu mempunyai pendidikan SD atau SMP melakukan IMD. Sedangkan persentase ibu yang memberikan ASI eksklusif sebesar 56,50 persen pada ibu yang mempunyai pendidikan SMA atau PT. Untuk ibu yang melakukan IMD dan ASI eksklusif berdasarkan kategori status kerja ibu tidak menunjukkan adanya perbedaan yang signifikan. Untuk kategori penolong proses persalinan terakhir, persentase ibu yang melakukan IMD sebesar 73,58 persen dengan penolong kelahiran terakhir adalah dokter/bidan. Sedangkan berdasarkan pemberian ASI eksklusif sebesar 54,96 persen adalah persentase ibu yang memberikan ASI eksklusif yang penolong kelahiran terakhir adalah dokter/bidan.

Tabel 4.5 Deskriptif Variabel Umur Ibu dan Jumlah Anak Lahir Hidup berdasarkan Inisiasi Menyusu Dini

Variabel	Tidak Melakukan		Melakukan	
	Rata-rata	Std. Deviasi	Rata-rata	Std. Deviasi
Umur Ibu	29,55	6,875	29,25	6,329
Jumlah Anak Lahir Hidup	1,96	1,126	1,87	0,908

Berdasarkan Tabel 4.5, dapat dilihat bahwa rata-rata umur ibu yang melakukan IMD adalah 29,25 tahun. Sedangkan rata-rata jumlah anak lahir hidup pada ibu yang melakukan IMD adalah 1,87 anak lahir hidup.

Tabel 4.6 Deskriptif Variabel Umur Ibu dan Jumlah Anak Lahir Hidup berdasarkan ASI Eksklusif

Variabel	Tidak Diberi		Tidak Eksklusif		Eksklusif	
	Rata-rata	Std. Deviasi	Rata-rata	Std. Deviasi	Rata-rata	Std. Deviasi
Umur Ibu	29,82	6,644	29,21	6,650	29,37	6,336
Jumlah Anak Lahir Hidup	1,92	1,310	1,88	0,970	1,91	0,930

Berdasarkan Tabel 4.6, untuk kategori ibu yang memberikan ASI eksklusif rata-rata umur ibu dan jumlah anak lahir hidup tidak jauh berbeda dibandingkan dengan ibu yang melakukan IMD. Rata-rata umur ibu yang memberikan ASI eksklusif adalah 29,37 tahun dan rata-rata jumlah anak lahir hidup pada ibu yang memberikan ASI eksklusif adalah 1,91 anak lahir hidup.

4.2.2 Pengujian Dependensi Inisiasi Menyusu Dini (IMD) dan ASI Eksklusif

Tabel kontingensi antara IMD dan ASI eksklusif sebagaimana pada Tabel 4.7 berikut:

Tabel 4.7 Persentase berdasarkan IMD dan ASI Eksklusif

		ASI Eksklusif			Total
		Tidak Diberi	Tidak Eksklusif	Eksklusif	
IMD	Tidak Melakukan	55	288	323	666
	Melakukan	90	702	1031	1823
Total		145	990	1354	2489

Hipotesis yang digunakan dalam pengujian dependensi variabel respon adalah sebagai berikut:

H_0 : $\tau = 0$, atau tidak ada korelasi antara data yang berpasangan

H_1 : $\tau \neq 0$, atau ada korelasi antara data yang berpasangan

H_0 ditolak apabila $|Z| > Z_{\alpha/2}$ atau $p\text{-value} < \alpha$. Berdasarkan uji dependensi yang telah dilakukan diperoleh nilai Korelasi Kendall's Tau sebesar 0,077 dengan tingkat signifikansi 0,000. Dengan menggunakan $\alpha = 10\%$ dapat diketahui bahwa nilai $p\text{-value} < \alpha$ sehingga H_0 ditolak, sehingga disimpulkan terdapat korelasi antar variabel IMD dan ASI eksklusif (Lampiran 3).

4.2.3 Pendeteksian Multikolinieritas pada Variabel Prediktor

Dalam analisis regresi tidak diperkenankan terdapat kasus multikolinieritas, yaitu terdapat hubungan yang erat antar variabel prediktor yang akan menghasilkan estimator yang bias. Berdasarkan Tabel 4.8 dapat diketahui bahwa tidak terdapat nilai VIF yang lebih dari 10, hal tersebut menunjukkan bahwa tidak terdapat kasus multikolinieritas pada studi kasus ini.

Tabel 4.8 Deteksi Multikolinieritas Variabel Prediktor

Variabel	Nilai VIF
Inisiasi Menyusu Dini	
X ₁	1,66
X ₂	1,62
X ₄₍₂₎	1,03
X ₅₍₂₎	1,01
ASI Eksklusif	
Y ₁₍₁₎	1,00
X ₃₍₁₎	1,06
X ₃₍₂₎	1,08
X ₄₍₂₎	1,03
X ₅₍₂₎	1,01

4.2.4 Pemodelan Inisiasi Menyusu Dini dan ASI Eksklusif dengan SURBP

Hasil dari uji Rho untuk mendeteksi masalah endogenitas adalah nilai *p*-values sama dengan 0, sehingga tolak H₀ pada alfa 10%, yang berarti adalah model IMD dan ASI eksklusif secara signifikan berkorelasi. Hal ini menunjukkan bahwa ada masalah endogenitas sehingga model SURBP dapat digunakan supaya model tidak bias. Berikut hasil estimasi model IMD dan ASI eksklusif dengan SURBP.

Tabel 4.9 Hasil Estimasi Parameter Model SURBP

	Estimasi
IMD	
X ₁	0,00171
X ₂	-0,04640
X ₄₍₂₎	0,07137
X ₅₍₂₎	-0,46362
ASI Eksklusif	
Y ₁₍₁₎	1,2538
X ₃₍₁₎	-0,10906
X ₃₍₂₎	-0,08063
X ₄₍₂₎	0,13589
X ₅₍₂₎	-0,53827

Berdasarkan hasil estimasi model di atas maka diperoleh persamaan variabel laten \hat{y}_1^* dan \hat{y}_2^* sebagai berikut:

$$\hat{y}_1^* = 0,00171x_1 - 0,04640x_2 + 0,07137x_{4(2)} - 0,46362x_{5(2)}$$

$$\hat{y}_2^* = 1,2538y_1^* - 0,10906x_{3(1)} - 0,08063x_{3(2)} + 0,13589x_{4(2)} - 0,53827x_{5(2)}$$

dengan $\hat{\gamma}_{11} = -0,6216$; $\hat{\gamma}_{21} = -0,7357$; $\hat{\gamma}_{22} = 0,2478$; $\hat{\delta} = 1,2538$; $\hat{\xi} = 0,4551$ dan $\hat{\rho} = 0,9801$.

Setelah dilakukan pemodelan, dilakukan pengujian parameter yang bertujuan untuk mengetahui signifikansi dari pengaruh variabel-variabel prediktor terhadap variabel respon. Pengujian parameter pada model ini dilakukan dalam 2 tahap, yaitu pengujian parameter secara serentak dan pengujian parameter secara parsial.

a. Pengujian Serentak

Hipotesis pengujian parameter secara serentak untuk model SURBP dilakukan untuk masing-masing persamaan dalam model adalah sebagai berikut:

$$H_0 : \beta_{11} = \beta_{12} = \beta_{13} = \beta_{14} = \beta_{21} = \beta_{22} = \beta_{23} = \beta_{24} = \beta_{25} = 0$$

$$H_1 : \text{paling sedikit ada satu } \beta_{1j} \neq 0 \text{ atau } \beta_{2k} \neq 0, \text{ untuk } j = 1, 2, \dots, 4; k = 1, 2, \dots, 5.$$

Pengujian parameter secara serentak pada model digunakan untuk menguji peran koefisien β secara keseluruhan. Pengujian dilakukan dengan cara membandingkan nilai statistik uji G^2 dengan distribusi χ^2 pada derajat bebas 9. H_0 akan ditolak apabila $G^2 > \chi_{\alpha, db}^2$. Statistik uji *Likelihood Ratio Test* (G^2)

didapat sebesar 7142,275 dan dengan menggunakan $\alpha = 10\%$, nilai $\chi_{0,1;9}^2$ adalah 4,168. Karena nilai $G^2 > \chi_{0,1;9}^2$ disimpulkan H_0 ditolak. Jadi dapat diartikan dengan tingkat kepercayaan 90% paling sedikit ada satu parameter yang signifikan pada model. Selanjutnya dilakukan pengujian parameter secara parsial untuk mengetahui variabel-variabel prediktor yang memiliki pengaruh yang signifikan terhadap variabel respon.

b. Pengujian Parsial

Berikut hipotesis dalam pengujian parameter secara parsial untuk variabel IMD:

$$H_0 : \beta_{1j} = 0$$

$$H_1 : \beta_{1j} \neq 0 \text{ untuk } j = 1, 2, \dots, 4$$

sedangkan hipotesis dalam pengujian parameter secara parsial untuk variabel ASI eksklusif adalah sebagai berikut:

$$H_0 : \beta_{2k} = 0$$

$$H_1 : \beta_{2k} \neq 0 \text{ untuk } k = 1, 2, \dots, 5$$

Pengujian parsial dilakukan dengan cara menguji signifikansi dari pengaruh setiap variabel prediktor terhadap variabel respon secara individu. Dengan menggunakan pengujian parsial dilakukan dengan cara membandingkan nilai statistik uji Z dengan distribusi Z atau membandingkan nilai statistik uji pada derajat bebas 1. H_0 ditolak jika nilai $|Z_{hitung}| > Z_{\alpha/2}$. Berdasarkan pengujian parameter model secara parsial dengan alfa 0,1 dari Tabel 4.10 menghasilkan variabel jumlah anak lahir hidup (X_2) dan penolong kelahiran terakhir (X_5) berpengaruh signifikan terhadap variabel IMD. Sedangkan variabel yang berpengaruh signifikan terhadap variabel ASI eksklusif adalah variabel IMD (Y_1), pendidikan terakhir ibu (X_3), status bekerja ibu (X_4), dan penolong kelahiran terakhir (X_5).

Tabel 4.10 Pengujian Signifikansi Parameter Secara Parsial Model SURBP

	<i>Z-value</i>	<i>p-value</i>	Keputusan
IMD			
X ₁	0,47	0,637	Gagal Tolak H_0
X ₂	-1,92	0,055*	Tolak H_0
X ₄₍₂₎	1,28	0,201	Gagal Tolak H_0
X ₅₍₂₎	-2,44	0,015*	Tolak H_0
ASI Eksklusif			
Y ₁₍₁₎	14,73	0,000*	Tolak H_0
X ₃₍₁₎	-1,25	0,210	Gagal Tolak H_0
X ₃₍₂₎	-2,34	0,019*	Tolak H_0
X ₄₍₂₎	2,85	0,004*	Tolak H_0
X ₅₍₂₎	-2,96	0,003*	Tolak H_0

Berdasarkan model SURBP maka dapat dihitung nilai prediksi probabilitas masing-masing kategori IMD dan ASI eksklusif berdasarkan nilai prediktornya. Prediksi kategori IMD dan ASI eksklusif berdasarkan nilai probabilitas terbesar. Berikut tabel kontingensi antara nilai aktual dan nilai prediksi berdasarkan model:

Tabel 4.11 Tabel Kontingensi Nilai Aktual dan Nilai Prediksi Model SURBP

Nilai		Prediksi						Jumlah
		\hat{Y}_{11}	\hat{Y}_{12}	\hat{Y}_{13}	\hat{Y}_{21}	\hat{Y}_{22}	\hat{Y}_{23}	
A k t u a l	Y ₁₁	1	0	0	0	0	54	55
	Y ₁₂	16	0	0	0	0	272	288
	Y ₁₃	6	0	0	0	0	317	323
	Y ₂₁	1	0	0	0	0	89	90
	Y ₂₂	20	0	0	0	0	682	702
	Y ₂₃	8	0	0	0	0	1023	1031
Jumlah		52	0	0	0	0	2437	2489

Berdasarkan Tabel 4.11 maka dapat dihitung nilai ketepatan klasifikasinya sebagai berikut:

$$Akurasi = \frac{1024}{2489} \times 100\% = 41,14\%.$$

Model SURBP tersebut menghasilkan tingkat akurasi sebesar 41,14 persen.

4.2.5 Probabilitas Model Seemingly Unrelated Bivariate Probit

Berdasarkan hasil estimasi model di atas maka diperoleh persamaan variabel laten \hat{y}_1^* dan \hat{y}_2^* sebagai berikut:

$$\hat{y}_1^* = 0,00171x_1 - 0,04640x_2 + 0,07137x_{4(2)} - 0,46362x_{5(2)}$$

$$\hat{y}_2^* = 1,2538y_1^* - 0,10906x_{3(1)} - 0,08063x_{3(2)} + 0,13589x_{4(2)} - 0,53827x_{5(2)}$$

dengan $\hat{\gamma}_{11} = -0,6216$; $\hat{\gamma}_{21} = -0,7357$; $\hat{\gamma}_{22} = 0,2478$; $\hat{\delta} = 1,2538$; $\hat{\zeta} = 0,4551$ dan $\hat{\rho} = 0,9801$. Jumlah kategori pada variabel IMD (c) adalah 2 dan jumlah kategori pada variabel pemberian ASI (d) adalah 3. Model SURBP atau model probabilitas untuk kategori IMD ke- c dan kategori pemberian ASI ke- d dapat ditulis dengan P_{cd} , sehingga model SURBP atau model probabilitas untuk masing-masing kategori IMD dan ASI eksklusif untuk responden ke- i berdasarkan model yang didapat adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned}\hat{p}_{11i} &= p(y_{1i} = 1, y_{2i} = 1) \\ &= \Phi_2(z_{11i}, z_{21i}, \tilde{\rho})\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\hat{p}_{12i} &= p(y_{1i} = 1, y_{2i} = 2) \\ &= \Phi_2(z_{11i}, z_{22i}, \tilde{\rho}) - \Phi_2(z_{11i}, z_{21i}, \tilde{\rho})\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\hat{p}_{13i} &= p(y_{1i} = 1, y_{2i} = 3) \\ &= \Phi(z_{11i}) - \Phi_2(z_{11i}, z_{22i}, \tilde{\rho})\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\hat{p}_{21i} &= p(y_{1i} = 2, y_{2i} = 1) \\ &= \Phi(z_{21i}) - \Phi_2(z_{11i}, z_{21i}, \tilde{\rho}) + \Phi(z_{11i})\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\hat{p}_{22i} &= p(y_{1i} = 2, y_{2i} = 2) \\ &= \Phi(z_{22i}) - \Phi_2(z_{11i}, z_{22i}, \tilde{\rho}) - \Phi(z_{21i}) + \Phi_2(z_{11i}, z_{21i}, \tilde{\rho})\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\hat{p}_{23i} &= p(y_{1i} = 2, y_{2i} = 3) \\ &= 1 - \Phi(z_{11i}) - \Phi(z_{22i}) + \Phi_2(z_{11i}, z_{22i}, \tilde{\rho})\end{aligned}$$

dengan

$$\begin{aligned}\hat{z}_{11i} &= \hat{\gamma}_{11} - \hat{\beta}_1^T \mathbf{x}_i = -0,6216 - (0,0017X_1 - 0,0464X_2 + 0,0713X_{4(2)} - 0,4636X_{5(2)}) \\ \hat{z}_{21i} &= \hat{\zeta}(\hat{\gamma}_{21} - \hat{\delta}\hat{\beta}_1^T \mathbf{x}_i - \hat{\beta}_2^T \mathbf{w}_i) = \hat{\zeta}(-0,7357 - 1,2538(0,0017X_1 - 0,0464X_2 + 0,0713X_{4(2)} - 0,4636X_{5(2)}) \\ &\quad - (-0,1091X_{3(1)} - 0,0806X_{3(2)} + 0,1358X_{4(2)} - 0,5382X_{5(2)}))\end{aligned}$$

$$\hat{z}_{22i} = \hat{\zeta} \left(\hat{\gamma}_{22} - \hat{\delta} \hat{\beta}_1^T \mathbf{x}_i - \hat{\beta}_2^T \mathbf{w}_i \right) = \hat{\zeta} \left(0,2478 - 1,2538(0,0017X_1 - 0,0464X_2 + 0,0713X_{4(2)} - 0,4636X_{5(2)}) \right. \\ \left. - (-0,1091X_{3(1)} - 0,0806X_{3(2)} + 0,1358X_{4(2)} - 0,5382X_{5(2)}) \right)$$

dan Φ_2 adalah fungsi distribusi kumulatif normal standar bivariat,

$$\hat{\zeta} = \frac{1}{\sqrt{1 + 2\hat{\delta}\hat{\rho} + \hat{\delta}^2}} = 0,4551 \text{ dan } \tilde{\rho} = \hat{\zeta}(\hat{\delta} + \hat{\rho}) = 0,4551(1,2538 + 0,8998) = 0,9801.$$

Sebagai contoh, salah satu responden dengan informasi umur ibu (X_1) 30 tahun, jumlah anak lahir hidup (X_2) adalah 1, pendidikan terakhir (X_3) adalah SMA/PT (kode 2), status bekerja ibu (X_4) adalah bekerja (kode 2), dan penolong persalinan terakhir (X_5) adalah dokter (kode 2), maka persamaan menjadi sebagai berikut (Lampiran 8).

$$\hat{z}_{11i} = -0,6216 - (0,0017(30) - 0,0464(1) + 0,0713(0) - 0,4636(0)) = -0,6266$$

$$\hat{z}_{21i} = 0,4551(-0,7357 - 1,2538(0,0017(30) - 0,0464(1) + 0,0713(0) - 0,4636(0)) \\ - (-0,1091(0) - 0,0806(0) + 0,1358(0) - 0,5382(0))) \\ = -0,3376$$

$$\hat{z}_{22i} = 0,4551(0,2478 - 1,2538(0,0017(30) - 0,0464(1) + 0,0713(0) - 0,4636(0)) \\ - (-0,1091(0) - 0,0806(0) + 0,1358(0) - 0,5382(0))) \\ = 0,1100$$

Sehingga nilai probabilitas untuk masing-masing kategori IMD dan ASI eksklusif untuk responden ke-i adalah sebagai berikut:

$$\hat{p}_{11i} = p(y_{1i} = 1, y_{2i} = 1) \\ = \Phi_2(z_{11i}, z_{21i}, \tilde{\rho}) \\ = 0,2631$$

$$\hat{p}_{12i} = p(y_{1i} = 1, y_{2i} = 2) \\ = \Phi_2(z_{11i}, z_{22i}, \tilde{\rho}) - \Phi_2(z_{11i}, z_{21i}, \tilde{\rho}) \\ = 0,0023$$

$$\hat{p}_{13i} = p(y_{1i} = 1, y_{2i} = 3) \\ = \Phi(z_{11i}) - \Phi_2(z_{11i}, z_{22i}, \tilde{\rho}) \\ = 0,0000$$

$$\hat{p}_{21i} = p(y_{1i} = 2, y_{2i} = 1) \\ = \Phi(z_{21i}) - \Phi_2(z_{11i}, z_{21i}, \tilde{\rho}) \\ = 0,1047$$

$$\begin{aligned}\hat{p}_{22i} &= p(y_{1i} = 2, y_{2i} = 2) \\ &= \Phi(z_{22i}) - \Phi_2(z_{11i}, z_{22i}, \tilde{\rho}) - \Phi(z_{21i}) + \Phi_2(z_{11i}, z_{21i}, \tilde{\rho}) \\ &= 0,1736\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\hat{p}_{23i} &= p(y_{1i} = 2, y_{2i} = 3) \\ &= 1 - \Phi(z_{11i}) - \Phi(z_{22i}) + \Phi_2(z_{11i}, z_{22i}, \tilde{\rho}) \\ &= 0,4562\end{aligned}$$

Dari hasil nilai probabilitas di atas, diperoleh nilai \hat{p}_{23} terbesar yaitu ketika $y_1 = 2$ dan $y_2 = 3$ sebesar 0,4562. Hal ini menunjukkan jika ibu tersebut berpeluang lebih tinggi untuk dikategorikan melakukan IMD dan memberikan ASI eksklusif. Artinya meningkatnya umur, kenaikan 1 jumlah anak lahir hidup, pendidikan terakhir ibu adalah SMA/PT, ibu yang berstatus bekerja, dan penolong persalinan terakhir, akan memberikan peluang ibu melakukan IMD dan memberikan ASI eksklusif sebesar 45,62 persen.

Akan dilihat perubahan probabilitas melakukan IMD dan pemberian ASI eksklusif, apabila diasumsikan umur bertambah dari 30 tahun ke 35 tahun, jumlah anak lahir hidup dari 1 orang menjadi 2 orang, pendidikan terakhir ibu SMA/PT, status bekerja ibu dari bekerja menjadi tidak bekerja, penolong persalinan dari dokter menjadi non medis. Untuk asumsi kejadian sebelum sudah diperoleh perhitungannya di atas. Berikut perhitungan untuk responden dengan informasi umur ibu (X_1) 35 tahun, jumlah anak lahir hidup (X_2) adalah 2, pendidikan terakhir (X_3) adalah SMA/PT (kode 3), status bekerja ibu (X_4) adalah tidak bekerja (kode 2), dan penolong persalinan terakhir (X_5) adalah non medis/lainnya (kode 2), maka persamaan menjadi sebagai berikut

$$\hat{z}_{11i} = -0,6216 - (0,0017(35) - 0,0464(2) + 0,0713(1) - 0,4636(1)) = -0,1965$$

$$\begin{aligned}\hat{z}_{21i} &= 0,4551(0,0017(35) - 0,0464(2) + 0,0713(1) - 0,4636(1)) \\ &\quad - (-0,1091(0) - 0,0806(0) + 0,1358(1) - 0,5382(1)) \\ &= 0,0909\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\hat{z}_{22i} &= 0,4551(0,2478 - 1,2538(0,0017(35) - 0,0464(2) + 0,0713(1) - 0,4636(1)) \\ &\quad - (-0,1091(0) - 0,0806(0) + 0,1358(1) - 0,5382(1))) \\ &= 0,5385\end{aligned}$$

dengan nilai probabilitas ibu melakukan IMD dan memberikan ASI eksklusif sebagai berikut.

$$\begin{aligned} p_{23i} &= p(y_{1i} = 2, y_{2i} = 3) \\ &= 1 - \Phi(-0.1965) - \Phi(0.5385) + \Phi_2(-0.1965, 0.5385) \\ &= 0,2951 \end{aligned}$$

Perubahan nilai probabilitas ibu melakukan IMD dan ASI eksklusif akibat terjadinya perubahan nilai variabel independen sebagaimana dinyatakan dalam asumsi-1 dan asumsi-2 tersebut sebesar 16,11 persen. Artinya, perubahan pada variabel independen tadi menyebabkan turunnya probabilitas ibu melakukan IMD dan ASI eksklusif sebesar 16,11 persen. Selanjutnya untuk melihat perubahan probabilitas dari satu variabel saja dapat menggunakan efek marginal.

4.2.6 Efek Marginal Variabel Prediktor

Efek marginal pada model SURBP digunakan untuk menentukan efek perubahan dalam variabel prediktor pada variabel respons dengan asumsi variabel lain konstan. Hasil pengolahan pada Lampiran 9.

i. Penolong kelahiran (X_5)

Dalam kasus IMD dan ASI eksklusif di Jawa Timur, nilai efek marginal dari penolong kelahiran non-medis pada ibu yang memiliki satu anak lahir hidup, ibu dengan pendidikan terakhir adalah SMA atau Perguruan Tinggi, ibu yang tidak bekerja, penolong kelahiran terakhir adalah medis sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \hat{p}_{11}}{\partial x_{5,2}} &= \frac{\partial (\Phi_2(z_{11}, z_{21}, \tilde{\rho}))}{\partial x_{5,2}} \\ &= -\hat{\beta}_{1,5,2} \phi(z_{11}) \Phi_2\left(\frac{z_{21} - \tilde{\rho} z_{11}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}}\right) - \hat{\zeta} (\hat{\delta} \hat{\beta}_{1,5,2} + \hat{\beta}_{2,5,2}) \phi(z_{21}) \Phi_2\left(\frac{z_{11} - \tilde{\rho} z_{21}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}}\right) \\ &= 0,0816 \\ \frac{\partial \hat{p}_{12}}{\partial x_{5,2}} &= \frac{\partial (\Phi_2(z_{11}, z_{22}, \tilde{\rho}) - \Phi_2(z_{11}, z_{21}, \tilde{\rho}))}{\partial x_{5,2}} \\ &= -\hat{\beta}_{1,5,2} \phi(z_{11}) \Phi_2\left(\frac{z_{22} - \tilde{\rho} z_{11}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}}\right) - \hat{\zeta} (\hat{\delta} \hat{\beta}_{1,5,2} + \hat{\beta}_{2,5,2}) \phi(z_{22}) \Phi_2\left(\frac{z_{11} - \tilde{\rho} z_{22}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}}\right) + \hat{\beta}_{1,5,2} \phi(z_{11}) \Phi_2\left(\frac{z_{21} - \tilde{\rho} z_{11}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}}\right) \\ &\quad + \hat{\zeta} (\hat{\delta} \hat{\beta}_{1,5,2} + \hat{\beta}_{2,5,2}) \phi(z_{21}) \Phi_2\left(\frac{z_{11} - \tilde{\rho} z_{21}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}}\right) \\ &= -0,0769 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\frac{\partial \hat{p}_{13}}{\partial x_{5,2}} &= \frac{\partial (\Phi(z_{11}) - \Phi_2(z_{11}, z_{22}, \tilde{\rho}))}{\partial x_{5,2}} \\
&= -\hat{\beta}_{1,5,2} \phi(z_{11}) + \hat{\beta}_{1,5,2} \phi(z_{11}) \Phi_2 \left(\frac{z_{22} - \tilde{\rho} z_{11}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) + \hat{\zeta} (\hat{\delta} \hat{\beta}_{1,5,2} + \hat{\beta}_{2,5,2}) \phi(z_{22}) \Phi_2 \left(\frac{z_{11} - \tilde{\rho} z_{22}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \\
&= 0,1560
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\frac{\partial \hat{p}_{21}}{\partial x_{5,2}} &= \frac{\partial (\Phi(z_{21}) - \Phi_2(z_{11}, z_{21}, \tilde{\rho}) + \Phi(z_{11}))}{\partial x_{5,2}} \\
&= -\hat{\zeta} (\hat{\delta} \hat{\beta}_{1,5,2} + \hat{\beta}_{2,5,2}) \phi(z_{21}) + \hat{\beta}_{1,5,2} \phi(z_{11}) \Phi_2 \left(\frac{z_{21} - \tilde{\rho} z_{11}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) + \hat{\zeta} (\hat{\delta} \hat{\beta}_{1,5,2} + \hat{\beta}_{2,5,2}) \phi(z_{21}) \Phi_2 \left(\frac{z_{11} - \tilde{\rho} z_{21}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \\
&= 0,1082
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\frac{\partial \hat{p}_{22}}{\partial x_{5,2}} &= \frac{\partial (\Phi(z_{22}) - \Phi_2(z_{11}, z_{22}, \tilde{\rho}) - \Phi(z_{21}) + \Phi_2(z_{11}, z_{21}, \tilde{\rho}))}{\partial x_{5,2}} \\
&= -\hat{\zeta} (\hat{\delta} \hat{\beta}_{1,5,2} + \hat{\beta}_{2,5,2}) \phi(z_{22}) + \hat{\beta}_{1,5,2} \phi(z_{11}) \Phi_2 \left(\frac{z_{22} - \tilde{\rho} z_{11}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) + \hat{\zeta} (\hat{\delta} \hat{\beta}_{1,5,2} + \hat{\beta}_{2,5,2}) \phi(z_{22}) \Phi_2 \left(\frac{z_{11} - \tilde{\rho} z_{22}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \\
&\quad + \hat{\zeta} (\hat{\delta} \hat{\beta}_{1,5,2} + \hat{\beta}_{2,5,2}) \phi(z_{21}) - \hat{\beta}_{1,5,2} \phi(z_{11}) \Phi_2 \left(\frac{z_{21} - \tilde{\rho} z_{11}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) - \hat{\zeta} (\hat{\delta} \hat{\beta}_{1,5,2} + \hat{\beta}_{2,5,2}) \phi(z_{21}) \Phi_2 \left(\frac{z_{11} - \tilde{\rho} z_{21}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \\
&= 0,0937
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\frac{\partial \hat{p}_{23}}{\partial x_{5,2}} &= \frac{\partial (1 - \Phi(z_{11}) - \Phi(z_{22}) + \Phi_2(z_{11}, z_{22}, \tilde{\rho}))}{\partial x_{5,2}} \\
&= \hat{\beta}_{1,5,2} \phi(z_{11}) + \hat{\zeta} (\hat{\delta} \hat{\beta}_{1,5,2} + \hat{\beta}_{2,5,2}) \phi(z_{22}) - \hat{\beta}_{1,5,2} \phi(z_{11}) \Phi_2 \left(\frac{z_{22} - \tilde{\rho} z_{11}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) - \hat{\zeta} (\hat{\delta} \hat{\beta}_{1,5,2} + \hat{\beta}_{2,5,2}) \phi(z_{22}) \Phi_2 \left(\frac{z_{11} - \tilde{\rho} z_{22}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \\
&= -0,3587
\end{aligned}$$

Efek marginal dari variabel penolong kelahiran pada \hat{p}_{23} adalah -0,3587. Ini berarti bahwa ibu dengan penolong kelahiran non-medis menurunkan probabilitas melakukan IMD dan pemberian ASI eksklusif sebesar 35,87%. Selanjutnya, apabila penolong kelahiran terakhir berubah menjadi non medis, nilai efek marginal probabilitas ibu melakukan IMD dan memberikan ASI eksklusif dari penolong kelahiran terakhir pada ibu yang memiliki satu anak lahir hidup, ibu dengan pendidikan terakhir adalah tidak sekolah/SD, ibu yang tidak bekerja, penolong kelahiran terakhir adalah non medis sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
\frac{\partial \hat{p}_{23}}{\partial x_{5,2}} &= \frac{\partial (1 - \Phi(z_{11}) - \Phi(z_{22}) + \Phi_2(z_{11}, z_{22}, \tilde{\rho}))}{\partial x_{5,2}} \\
&= \hat{\beta}_{1,5,2} \phi(z_{11}) + \hat{\zeta} (\hat{\delta} \hat{\beta}_{1,5,2} + \hat{\beta}_{2,5,2}) \phi(z_{22}) - \hat{\beta}_{1,5,2} \phi(z_{11}) \Phi_2 \left(\frac{z_{22} - \tilde{\rho} z_{11}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) - \hat{\zeta} (\hat{\delta} \hat{\beta}_{1,5,2} + \hat{\beta}_{2,5,2}) \phi(z_{22}) \Phi_2 \left(\frac{z_{11} - \tilde{\rho} z_{22}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \\
&= -0,3464
\end{aligned}$$

Efek marginal dari variabel penolong kelahiran pada \hat{p}_{23} adalah -0,3464. Ini berarti bahwa ibu dengan penolong kelahiran terakhir non-medis menurunkan probabilitas

melakukan IMD dan memberikan ASI eksklusif sebesar 34,64 persen. Artinya, perubahan pada variabel penolong kelahiran terakhir dari medis menjadi non-medis menyebabkan naiknya probabilitas ibu melakukan IMD dan memberikan ASI eksklusif sebesar 1,17 persen.

ii. Jumlah anak lahir hidup (X_2)

Efek marginal dapat dicari untuk variabel yang signifikan terhadap salah satu persamaan saja. Pada variabel prediktor jumlah anak lahir hidup signifikan terhadap ibu yang melakukan IMD, nilai efek marginalnya adalah sebagai berikut.

$$\begin{aligned}\frac{\partial P(Y_1 = 2 | \mathbf{x})}{\partial x_2} &= \hat{\beta}_{1,2} \phi(z_{11}) \\ &= -0,04640 \phi(z_{11}) \\ &= -0,0157\end{aligned}$$

Nilai efek marginal untuk jumlah anak lahir hidup adalah -0,0157. Ini berarti bahwa bertambahnya jumlah anak lahir hidup sebesar 1 akan mengurangi 1,57 persen probabilitas ibu melakukan IMD. Selanjutnya, apabila jumlah anak lahir hidup bertambah menjadi tiga, maka nilai efek marginal probabilitas ibu melakukan IMD dari jumlah anak lahir hidup pada ibu yang memiliki tiga anak lahir hidup, ibu dengan pendidikan terakhir adalah tidak sekolah/SD, ibu yang tidak bekerja, penolong kelahiran terakhir adalah medis sebagai berikut:

$$\begin{aligned}\frac{\partial P(Y_1 = 2 | \mathbf{x})}{\partial x_2} &= \hat{\beta}_{1,2} \phi(z_{11}) \\ &= -0,04640 \phi(z_{11}) \\ &= -0,0165\end{aligned}$$

Nilai efek marginal untuk jumlah anak lahir hidup adalah -0,0165. Ini berarti bahwa jumlah anak lahir hidup sebesar 3 akan mengurangi 1,65 persen probabilitas ibu melakukan IMD. Artinya, perubahan pada variabel jumlah anak lahir hidup dari 1 menjadi 3 menyebabkan turunnya probabilitas ibu melakukan IMD sebesar 0,08 persen.

iii. Inisiasi Menyusu Dini (Y_1)

Nilai marginal efek ibu tidak melakukan IMD terhadap pemberian ASI eksklusif sebagai berikut.

$$\begin{aligned}\frac{\partial P(Y_2 = 3 | \mathbf{x})}{\partial y_{1(1)}} &= \zeta \hat{\delta} \phi(z_{22}) \\ &= 0,4551 * 1,2538 \phi(z_{22}) \\ &= 0,2270\end{aligned}$$

Hasil penghitungan nilai marginal di atas adalah 0,2270, hal ini berarti bahwa ibu yang tidak melakukan IMD akan meningkatkan 22,70 persen probabilitas pemberian ASI eksklusif.

iv. Pendidikan terakhir ibu (X_3)

Efek marginal pada variabel prediktor pendidikan terakhir ibu untuk ibu yang tidak memiliki ijazah SD ($X_{3(1)}$) dan ibu yang berpendidikan SD/ sederajat atau SMP/ sederajat ($X_{3(2)}$) terhadap pemberian ASI eksklusif masing-masing adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \frac{\partial P(Y_2 = 3 | \mathbf{x})}{\partial x_{3(1)}} &= \hat{\zeta} \hat{\beta}_{2,3,1} \phi(z_{22}) \\ &= 0,4551 * (-0,1091) \phi(z_{22}) \\ &= -0,0197 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial P(Y_2 = 3 | \mathbf{x})}{\partial x_{3(2)}} &= \hat{\zeta} \hat{\beta}_{2,3,2} \phi(z_{22}) \\ &= 0,4551 * (-0,0806) \phi(z_{22}) \\ &= -0,0146 \end{aligned}$$

Nilai efek marginal dari variabel pendidikan terakhir ibu untuk ibu yang tidak memiliki ijazah SD ($X_{3(1)}$) atau ibu yang tidak pernah menempuh pendidikan formal adalah -0,0197 yang berarti bahwa ibu yang tidak memiliki ijazah SD mengurangi probabilitas pemberian ASI eksklusif sebesar 1,97 persen, sedangkan nilai efek marginal dari variabel pendidikan terakhir ibu untuk ibu yang berpendidikan SD/ sederajat atau SMP/ sederajat ($X_{3(2)}$) terhadap pemberian ASI eksklusif adalah -0,0146. Ini berarti bahwa ibu yang berpendidikan SD/ sederajat atau SMP/ sederajat menurunkan probabilitas pemberian ASI eksklusif sebesar 1,46 persen. Artinya bahwa perubahan tingkat pendidikan terakhir ibu dari tidak pernah menempuh pendidikan formal menjadi tingkat pendidikan terakhir SD/SMP meningkatkan probabilitas ibu memberikan ASI eksklusif sebesar 0,51 persen. Kasus ini menunjukkan tingkat pendidikan ibu yang lebih tinggi dapat dikaitkan dengan pengetahuan yang lebih baik mengenai pemberian ASI eksklusif, sehingga kesadaran untuk memberikan ASI eksklusif lebih besar.

v. Status bekerja ibu (X_4)

Nilai efek marginal pada variabel prediktor status bekerja ibu untuk ibu yang tidak bekerja ($X_{4(2)}$) terhadap pemberian ASI eksklusif sebagai berikut:

$$\begin{aligned}\frac{\partial P(Y_2 = 3 | \mathbf{x})}{\partial x_{4(2)}} &= \hat{\zeta}\hat{\beta}_{2,4.2}\phi(z_{22}) \\ &= 0,4551 * (0,1358)\phi(z_{22}) \\ &= 0,0246\end{aligned}$$

Nilai efek marginal dari variabel status bekerja ibu untuk ibu yang tidak bekerja adalah 0,0246. Ini berarti bahwa ibu dengan status tidak bekerja meningkatkan probabilitas pemberian ASI eksklusif sebesar 2,46 persen. Selanjutnya jika ada perubahan status bekerja ibu dari tidak bekerja menjadi bekerja maka nilai efek marginal pada variabel status bekerja ibu terhadap pemberian ASI eksklusif sebagai berikut:

$$\begin{aligned}\frac{\partial P(Y_2 = 3 | \mathbf{x})}{\partial x_{4(2)}} &= \hat{\zeta}\hat{\beta}_{2,4.2}\phi(z_{22}) \\ &= 0,4551 * (0,1358)\phi(z_{22}) \\ &= 0,0244\end{aligned}$$

Nilai efek marginal dari variabel status bekerja ibu untuk ibu yang bekerja adalah 0,0244 . Ini berarti bahwa ibu dengan status bekerja meningkatkan probabilitas pemberian ASI eksklusif sebesar 2,44 persen. Artinya walaupun nilai perbedaannya cukup kecil, terjadi penurunan probabilitas pemberian ASI eksklusif dari variabel status bekerja ibu untuk ibu tidak bekerja berubah menjadi bekerja yaitu sebesar 0,02 persen. Kondisi ini menunjukkan bahwa ibu yang bekerja mempunyai kecenderungan untuk kurang mampu memberikan ASI eksklusif pada bayinya.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan terdapat beberapa kesimpulan yang diperoleh yaitu sebagai berikut:

1. Metode estimasi yang digunakan untuk mendapatkan parameter regresi *Seemingly Unrelated Bivariate Probit* pada penelitian ini adalah *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Metode tersebut menghasilkan hasil yang tidak *closed form*, sehingga untuk menyelesaikannya diperlukan metode iterasi numerik. Metode iterasi numerik yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode iterasi BHHH.
2. Model dengan menggunakan *Seemingly Unrelated Bivariate Probit* menunjukkan bahwa penolong kelahiran (X_5) secara signifikan memengaruhi Inisiasi Menyusu Dini (Y_1), sedangkan tingkat pendidikan ibu (X_3) dan status bekerja ibu (X_4) secara signifikan memengaruhi pemberian ASI eksklusif (Y_2), dengan model sebagai berikut:

$$\hat{P}_{cdi} = \Phi_2(\hat{z}_{1ci}, \hat{z}_{2di}, \hat{\rho}) - \Phi_2(\hat{z}_{1,c-1i}, \hat{z}_{2di}, \hat{\rho}) - \Phi_2(\hat{z}_{1ci}, \hat{z}_{2,d-1i}, \hat{\rho}) + \Phi_2(\hat{z}_{1,c-1i}, \hat{z}_{2,d-1i}, \hat{\rho})$$

dengan c merupakan kategori variabel respon Y_1 , yaitu $c = 1, 2$ dan d adalah kategori variabel respon Y_2 , yaitu $d = 1, 2, 3$; fungsi $z_{1ci}, z_{1,c-1i}, z_{2di}$, dan $z_{2,d-1i}$ masing-masing adalah

$$\begin{aligned} \hat{z}_{1ci} &= \hat{\gamma}_{1c} - \hat{\beta}_1^T \mathbf{x}_i; & \hat{z}_{1,c-1i} &= \hat{\gamma}_{1,c-1} - \hat{\beta}_1^T \mathbf{x}_i; & \hat{z}_{2di} &= \hat{\zeta}(\hat{\gamma}_{2,d} - \hat{\delta} \hat{\beta}_1^T \mathbf{x}_i - \hat{\beta}_2^T \mathbf{w}_i); \\ \hat{z}_{2,d-1i} &= \hat{\zeta}(\hat{\gamma}_{2,d-1} - \hat{\delta} \hat{\beta}_1^T \mathbf{x}_i - \hat{\beta}_2^T \mathbf{w}_i); \end{aligned}$$

dengan batasan $\hat{\gamma}_{11} = -0,6216$; $\hat{\gamma}_{21} = -0,7357$; $\hat{\gamma}_{22} = 0,2478$; nilai $\hat{\delta} = 1,2538$; $\hat{\zeta} = 0,4551$ dan $\hat{\rho} = 0,9801$,

$$\hat{\beta}_1^T \mathbf{x}_i = -0,0464x_2 - 0,545x_{5(2)}; \hat{\beta}_2^T \mathbf{w}_i = -0,1091x_{3(1)} - 0,0806x_{3(2)} + 0,1358x_{4(2)} - 0,5382x_{5(2)};$$

Model tersebut memiliki ketepatan klasifikasi (akurasi) sebesar 41,14% persen.

5.2 Saran

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, saran yang dapat diberikan adalah sebagai berikut:

1. Berdasarkan model SURBP terdapat 2 variabel prediktor yang signifikan dalam penghitungan probabilitas Inisiasi Menyusu Dini (IMD), yaitu jumlah anak lahir hidup dan penolong kelahiran, dan 3 variabel prediktor yang signifikan dalam penghitungan probabilitas ASI eksklusif, yaitu tingkat pendidikan terakhir ibu, status bekerja, dan penolong kelahiran. Semakin tinggi jumlah anak lahir hidup dan penolong kelahiran non medis menurunkan probabilitas ibu melakukan IMD. Semakin rendah tingkat pendidikan ibu dan penolong kelahiran non medis menurunkan probabilitas ibu memberikan ASI eksklusif, sedangkan ibu yang tidak bekerja meningkatkan probabilitas ibu memberikan ASI eksklusif. Dengan mempertimbangkan hasil penelitian ini diharapkan pemerintah Provinsi Jawa Timur khususnya dapat melakukan penyuluhan mengenai pentingnya IMD dan ASI eksklusif dengan memperhatikan kualitas sumber daya manusia dan pendidikan serta untuk ibu yang bekerja diberikan penyuluhan untuk tetap memberikan ASI eksklusif.
2. Bagi peneliti yang ingin melakukan penelitian serupa, dapat memperhatikan jumlah data, yaitu ketika *imbalanced data* dapat menggunakan metode tambahan atau modifikasi.

DAFTAR PUSTAKA

- Agresti, A. (2002). *Categorical Data Analysis*. Second Edition. Wiley-Inter-Science A John Wiley & Sons, Inc.
- Astuti, I. (2013). Determinan Pemberian ASI eksklusif pada ibu menyusui. *Jurnal Health Quality*. 4(1):1-76
- Benlagha, N., & Karaa, I. (2017). Evidence of adverse selection in automobile insurance market: A seemingly unrelated probit modelling. *Cogent Economics & Finance*, 5(1).
- Badan Pusat Statistik. (2018). *Statistik Kesehatan Provinsi Jawa Timur 2018*. BPS Provinsi Jawa Timur.
- Casella, G. dan Berger, R. L. (2002). *Statistical Inference*. Second Edition, Duxbury Press. California: An Imprint of Wadsworth Publishing Company Belmont.
- Costa-Font, J. dan Gill, J. (2004). Obesity and The Incidence of Chronic Diseases in Spain: A Seemingly Unrelated Probit Approach. *Economics and Human Biology* 3 (2005): 188-214.
- Departemen Kesehatan RI. (2008). *Paket Modul Kegiatan-Inisiasi Menyusu Dini (IMD) dan ASI Eksklusif 6 Bulan*. Jakarta: Direktorat Jenderal Bina Kesehatan Masyarakat Departemen Kesehatan
- Dinkes Provinsi Jawa Timur. (2017). *Profil Kesehatan Provinsi Jawa Timur Tahun 2017*. Surabaya: Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur
- Ekaristi, P, Kandou, G.D., dan Mayulu, N., (2017). Hubungan Inisiasi Menyusu Dini (IMD) dengan Pemberian ASI Eksklusif di Kota Manado. *Jurnal Kesmas*, 6 (3). Manado: Universitas Sam Ratulangi.
- Fabbri, D., Monfardini, C., dan Radice, R. (2004). *Testing exogeneity in the bivariate probit model: Monte Carlo evidence and an application to health economics*. Bologna: Department of Economics, University of Bologna.
- Fikawati, S. (2009). Praktik Pemberian ASI Eksklusif, Penyebab-Penyebab Keberhasilan dan Kegagalannya. *Jurnal Kesmas Nasional*; 4(3): 120-131.
- Freedman, D. A., & Sekhon, J. S. (2010). Endogeneity in Probit Response Models. *Political Analysis*, 18(02): 138–150.
- Greene, W. H. (2012). *Econometrics Analysis*. Seventh Edition, Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey.
- Gujarati, D. N. dan Porter, D. C. (2013). *Dasar-dasar Ekonometrik*. Edisi Kelima

Buku 2. Terjemahan oleh Eugenia Mardanugraha, Sita Wardhani, dan Carlos Mangunsong. Jakarta: Salemba Empat.

- Han, S., & Vytlačil, E. J. (2017). Identification in a generalization of bivariate probit models with dummy endogenous regressors. *Journal of Econometrics*, 199(1), 63-73.
- Heckman, J. J. (1978). Dummy endogenous variables in a simultaneous equation system, *Econometrica* 46: 931–959.
- Hidayat, A. (2008). *Pengantar Ilmu Kesehatan Anak untuk Pendidikan Kebidanan*. Jakarta: Salemba Medika.
- Hoelman, M. B., Parhusip, B., Eko, S., Bahagijo, S., dan Santono, H. (2016). *Sustainable Development Goals-SDGs Panduan Untuk Pemerintah Daerah (Kota dan Kabupaten) dan Pemangku Kepentingan Daerah*. International NGO Forum on Indonesian Development.
- Hogg, R. V. dan Craig, A.T. (1995). *Introduction to Mathematical Statistics*, 5th ed. New Jersey: Prentice-Hall
- Juliastuti, R. (2011). *Hubungan Tingkat Pengetahuan, Status Pekerjaan Ibu, dan Pelaksanaan Inisiasi Menyusu Dini dengan Pemberian ASI Eksklusif*. Tesis. Program Pasca Sarjana Universitas Sebelas Maret Surakarta.
- Kemenkes. (2017). *Menyusui Dapat Menurunkan Angka Kematian Bayi*. depkes.go.id/article/view/17081000005/menyusui-dapat-menurunkan-angka-kematian-bayi.html diakses tanggal 29 September 2019.
- Maddala, G. S. (1983). *Limited-Dependent and Qualitative Variables in Econometrics*. Cambridge, MA: Cambridge University Press.
- Maddala, G. S. dan Lee, L.F. (1976). Recursive models with qualitative endogenous variables. *Annals of Economic and Social Measurement* 5/4: 525–545.
- McGuire, W., Hoang, P.C., dan Prakash, A. (2017). How Voluntary Environmental Programs Reduce Pollution. *Public Administration Review*, The American Society for Public Administration.
- Monfardini, C., dan Radice, R. (2008). Testing Exogeneity in the Bivariate Probit Model: A Monte Carlo Study. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 70(2): 271–282.
- Nelvi. (2004). *Faktor-Faktor yang Berhubungan dengan Inisiasi Pemberian ASI di RB Puskesmas Jakarta Pusat Tahun 2004*. Tesis, Depok: Fakultas Kesehatan Masyarakat, Universitas Indonesia.

- Nugraha, J. (2010). *Model Probit dan Model Mixed logit pada respon biner multivariat dan nominal multivariat*. Disertasi, Yogyakarta: Pasca Sarjana Universitas Gajah Mada.
- Prasetyono, D. S. (2009), *Buku Pintar ASI Eksklusif*. Yogyakarta: Diva Press.
- Ramachandran, K.M. dan Tsokos, C. P. (2009). *Mathematical Statistics with Applications*. USA: Elseiver Inc.
- Rahman, Vanny El. (2018). Jawa Timur dalam Lingkaran Kematian Ibu dan Bayi. IDN Times Jatim. <https://jatim.idntimes.com/news/jatim/vanny-rahman/jawa-timur-dalam-lingkaran-kematian-ibu-dan-bayi/full> diakses tanggal 29 September 2019.
- Rahmayani, R.O., Isgianto, A. dan Wulandari, E. (2016). *Hubungan Usia Ibu dengan Pemberian ASI Eksklusif Pada Bayi di Wilayah Kerja Puskesmas Bentiring Kota Bengkulu*. STIKES Tri Sakti Bengkulu.
- Ratnasari, V. (2012). *Estimasi Parameter dan Uji Signifikansi Model Probit Bivariat*. Disertasi, Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Rhomadona, M. N. (2015), *Pemodelan Pemberian Imunisasi Dasar dan ASI Eksklusif dengan Pendekatan Model Probit Biner Bivariat (Studi Kasus di Provinsi Kalimantan Selatan Tahun 2013)*, Tesis, Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Roesli, U. (2000). *Mengenal ASI Eksklusif*. Jakarta: Niaga Swadaya.
- Roodman, D. (2011). Fitting Fully Observed Recursive Mixed-process Models with cmp. *The Stata Journal: Promoting Communications on Statistics and Stata*, 11(2): 159–206.
- Sajaia, Z. (2008). *BIOPROBIT: Stata module for bivariate ordered probit regression*. Statistical Software Components S456920, Boston College Department of Economics.
- Sajaia, Z. (2018). Maximum Likelihood Estimation of A Bivariate Ordered Probit Model: Implementation and Monte Carlo Simulations. *The Stata Journal* (2018), vv(ii): 1-18
- Santosa, A. (2009). *Faktor-faktor yang Mempengaruhi Pemberian ASI Eksklusif pada Rumah Tangga Miskin di Propinsi Sulawesi Tengah dengan Pendekatan Mars Bagging*. Tesis, Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Setiawati, E. (2007). *Faktor-Faktor yang Berhubungan dengan Pemberian ASI*

Eksklusif pada Anak Umur 6 – 24 Bulan di Kecamatan Wado Kabupaten Sumedang Tahun 2007. Skripsi, Depok: Fakultas Kesehatan Masyarakat, Universitas Indonesia.

Seyoum, S. (2018). Analysis of Prevalence of Malaria and Anemia Using Bivariate Probit Model. *Ann. Data. Sci.* (2018), 5(2): 301–312.

Siegel, S. (1956). *Non Parametric Statistics for the Behavioral Sciences.* McGraw-Hill Book Company, Inc. New York.

Train, K., (2003), *Discrete Choice Methods with Simulation.* University of California.

Wilde, J. (2000). Identification of multiple equation probit models with endogenous dummy regressors. *Economics letters*, 69(3), 309-312.

Lampiran 1 Estimasi Parameter Model SURBP

Turunan pertama fungsi $\ln L(\boldsymbol{\theta})$ terhadap parameter $\boldsymbol{\beta}_1$

$$\begin{aligned}
 \frac{\partial \Phi_2(z_{1ci}, z_{2di}, \tilde{\rho})}{\partial \boldsymbol{\beta}_1} &= \frac{\partial \Phi_2(z_{1ci}, z_{2di}, \tilde{\rho})}{\partial z_{1ci}} \cdot \frac{\partial z_{1ci}}{\partial \boldsymbol{\beta}_1} \\
 &= \frac{\partial}{\partial z_{1ci}} \int_{-\infty}^{z_{2di}} \int_{-\infty}^{z_{1ci}} \phi_2(a, b, \tilde{\rho}) da db \cdot (-\mathbf{x}_i) \\
 &= \int_{-\infty}^{z_{2di}} \phi_2(z_{1ci}, b, \tilde{\rho}) db \cdot (-\mathbf{x}_i) \\
 &= \int_{-\infty}^{z_{2di}} \frac{1}{2\pi\sqrt{1-\tilde{\rho}^2}} \exp\left[-\frac{z_{1ci}^2 + b^2 - 2\tilde{\rho}z_{1ci}b}{2\sqrt{1-\tilde{\rho}^2}}\right] db \cdot (-\mathbf{x}_i) \\
 &= \frac{1}{2\pi\sqrt{1-\tilde{\rho}^2}} \int_{-\infty}^{z_{2di}} \frac{1}{2\pi\sqrt{1-\tilde{\rho}^2}} \exp\left[-\frac{z_{1ci}^2 + b^2 - 2\tilde{\rho}z_{1ci}b}{2\sqrt{1-\tilde{\rho}^2}}\right] db \cdot (-\mathbf{x}_i) \\
 &= \frac{1}{2\pi\sqrt{1-\tilde{\rho}^2}} \exp\left[-\frac{z_{1ci}^2(1-\tilde{\rho})^2}{2\sqrt{1-\tilde{\rho}^2}}\right] \int_{-\infty}^{z_{2di}} \exp\left[-\frac{(b-\tilde{\rho}z_{1ci})^2}{2\sqrt{1-\tilde{\rho}^2}}\right] db \cdot (-\mathbf{x}_i) \\
 &= -\mathbf{x}_i \phi(z_{1ci}) \Phi_2\left(\frac{z_{2di} - \tilde{\rho}z_{1ci}}{\sqrt{1-\tilde{\rho}^2}}\right) \\
 \\
 \frac{\partial \Phi_2(z_{1,c-li}, z_{2di}, \tilde{\rho})}{\partial \boldsymbol{\beta}_1} &= \frac{\partial \Phi_2(z_{1,c-li}, z_{2di}, \tilde{\rho})}{\partial z_{1,c-li}} \cdot \frac{\partial z_{1,c-li}}{\partial \boldsymbol{\beta}_1} = -\mathbf{x}_i \phi(z_{1,c-li}) \Phi_2\left(\frac{z_{2di} - \tilde{\rho}z_{1,c-li}}{\sqrt{1-\tilde{\rho}^2}}\right) \\
 \frac{\partial \Phi_2(z_{1ci}, z_{2,d-li}, \tilde{\rho})}{\partial \boldsymbol{\beta}_1} &= \frac{\partial \Phi_2(z_{1ci}, z_{2,d-li}, \tilde{\rho})}{\partial z_{1ci}} \cdot \frac{\partial z_{1ci}}{\partial \boldsymbol{\beta}_1} = -\mathbf{x}_i \phi(z_{1ci}) \Phi_2\left(\frac{z_{2,d-li} - \tilde{\rho}z_{1ci}}{\sqrt{1-\tilde{\rho}^2}}\right) \\
 \frac{\partial \Phi_2(z_{1,c-li}, z_{2,d-li}, \tilde{\rho})}{\partial \boldsymbol{\beta}_1} &= \frac{\partial \Phi_2(z_{1,c-li}, z_{2,d-li}, \tilde{\rho})}{\partial z_{1,c-li}} \cdot \frac{\partial z_{1,c-li}}{\partial \boldsymbol{\beta}_1} = -\mathbf{x}_i \phi(z_{1,c-li}) \Phi_2\left(\frac{z_{2,d-li} - \tilde{\rho}z_{1,c-li}}{\sqrt{1-\tilde{\rho}^2}}\right) \\
 \\
 \frac{\partial \Phi_2(z_{1ci}, z_{2di}, \tilde{\rho})}{\partial \boldsymbol{\beta}_1} &= \frac{\partial \Phi_2(z_{1ci}, z_{2di}, \tilde{\rho})}{\partial z_{2di}} \cdot \frac{\partial z_{2di}}{\partial \boldsymbol{\beta}_1} = -\zeta \delta \mathbf{x}_i \phi(z_{2di}) \Phi_2\left(\frac{z_{1ci} - \tilde{\rho}z_{2di}}{\sqrt{1-\tilde{\rho}^2}}\right) \\
 \frac{\partial \Phi_2(z_{1,c-li}, z_{2di}, \tilde{\rho})}{\partial \boldsymbol{\beta}_1} &= \frac{\partial \Phi_2(z_{1,c-li}, z_{2di}, \tilde{\rho})}{\partial z_{2di}} \cdot \frac{\partial z_{2di}}{\partial \boldsymbol{\beta}_1} = -\zeta \delta \mathbf{x}_i \phi(z_{2di}) \Phi_2\left(\frac{z_{1,c-li} - \tilde{\rho}z_{2di}}{\sqrt{1-\tilde{\rho}^2}}\right) \\
 \frac{\partial \Phi_2(z_{1ci}, z_{2,d-li}, \tilde{\rho})}{\partial \boldsymbol{\beta}_1} &= \frac{\partial \Phi_2(z_{1ci}, z_{2,d-li}, \tilde{\rho})}{\partial z_{2,d-li}} \cdot \frac{\partial z_{2,d-li}}{\partial \boldsymbol{\beta}_1} = -\zeta \delta \mathbf{x}_i \phi(z_{2,d-li}) \Phi_2\left(\frac{z_{1ci} - \tilde{\rho}z_{2,d-li}}{\sqrt{1-\tilde{\rho}^2}}\right) \\
 \frac{\partial \Phi_2(z_{1,c-li}, z_{2,d-li}, \tilde{\rho})}{\partial \boldsymbol{\beta}_1} &= \frac{\partial \Phi_2(z_{1,c-li}, z_{2,d-li}, \tilde{\rho})}{\partial z_{2,d-li}} \cdot \frac{\partial z_{2,d-li}}{\partial \boldsymbol{\beta}_1} = -\zeta \delta \mathbf{x}_i \phi(z_{2,d-li}) \Phi_2\left(\frac{z_{1,c-li} - \tilde{\rho}z_{2,d-li}}{\sqrt{1-\tilde{\rho}^2}}\right)
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\beta}_1} &= \sum_{i=1}^n \sum_{d=1}^3 \sum_{c=1}^2 \left(y_{cdi} \frac{1}{P_{cdi}} \frac{\partial P_{cdi}}{\partial \boldsymbol{\beta}_1} \right) \\
&= \sum_{i=1}^n \sum_{d=1}^3 \sum_{c=1}^2 \left[y_{cdi} \frac{1}{P_{cdi}} \left\{ -\mathbf{x}_i \phi(z_{1ci}) \Phi_2 \left(\frac{z_{2di} - \tilde{\rho} z_{1ci}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) - \zeta \delta \mathbf{x}_i \phi(z_{2di}) \Phi_2 \left(\frac{z_{1ci} - \tilde{\rho} z_{2di}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \right. \right. \\
&\quad - \left. \left(-\mathbf{x}_i \phi(z_{1,c-li}) \Phi_2 \left(\frac{z_{2di} - \tilde{\rho} z_{1,c-li}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) - \zeta \delta \mathbf{x}_i \phi(z_{2di}) \Phi_2 \left(\frac{z_{1,c-li} - \tilde{\rho} z_{2di}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \right) \right. \\
&\quad - \left. \left(-\mathbf{x}_i \phi(z_{1ci}) \Phi_2 \left(\frac{z_{2,d-li} - \tilde{\rho} z_{1ci}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) - \zeta \delta \mathbf{x}_i \phi(z_{2,d-li}) \Phi_2 \left(\frac{z_{1ci} - \tilde{\rho} z_{2,d-li}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \right) \right. \\
&\quad \left. \left. + \left(-\mathbf{x}_i \phi(z_{1,c-li}) \Phi_2 \left(\frac{z_{2,d-li} - \tilde{\rho} z_{1,c-li}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) - \zeta \delta \mathbf{x}_i \phi(z_{2,d-li}) \Phi_2 \left(\frac{z_{1,c-li} - \tilde{\rho} z_{2,d-li}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \right) \right\} \right] \\
&= \sum_{i=1}^n \sum_{d=1}^3 \sum_{c=1}^2 \left(-\mathbf{x}_i y_{cdi} \frac{1}{P_{cdi}} \left\{ \phi(z_{1ci}) \left(\Phi_2 \left(\frac{z_{2di} - \tilde{\rho} z_{1ci}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) - \Phi_2 \left(\frac{z_{2,d-li} - \tilde{\rho} z_{1ci}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \right) \right. \right. \\
&\quad - \phi(z_{1,c-li}) \left(\Phi_2 \left(\frac{z_{2di} - \tilde{\rho} z_{1,c-li}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) - \Phi_2 \left(\frac{z_{2,d-li} - \tilde{\rho} z_{1,c-li}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \right) \left. \right\} \\
&\quad - \zeta \delta \mathbf{x}_i y_{cdi} \frac{1}{P_{cdi}} \left\{ \phi(z_{2di}) \left(\Phi_2 \left(\frac{z_{1ci} - \tilde{\rho} z_{2di}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) - \Phi_2 \left(\frac{z_{1,c-li} - \tilde{\rho} z_{2di}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \right) \right. \\
&\quad \left. \left. - \phi(z_{2,d-li}) \left(\Phi_2 \left(\frac{z_{1ci} - \tilde{\rho} z_{2,d-li}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) - \Phi_2 \left(\frac{z_{1,c-li} - \tilde{\rho} z_{2,d-li}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \right) \right\} \right)
\end{aligned}$$

Turunan pertama fungsi $\ln L(\boldsymbol{\theta})$ terhadap parameter $\boldsymbol{\beta}_2$

$$\begin{aligned}
\frac{\partial \Phi_2(z_{1ci}, z_{2di}, \tilde{\rho})}{\partial \boldsymbol{\beta}_2} &= \frac{\partial \Phi_2(z_{1ci}, z_{2di}, \tilde{\rho})}{\partial z_{2di}} \cdot \frac{\partial z_{2di}}{\partial \boldsymbol{\beta}_2} = -\zeta \mathbf{w}_i \phi(z_{2di}) \Phi_2 \left(\frac{z_{1ci} - \tilde{\rho} z_{2di}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \\
\frac{\partial \Phi_2(z_{1,c-li}, z_{2di}, \tilde{\rho})}{\partial \boldsymbol{\beta}_2} &= \frac{\partial \Phi_2(z_{1,c-li}, z_{2di}, \tilde{\rho})}{\partial z_{2di}} \cdot \frac{\partial z_{2di}}{\partial \boldsymbol{\beta}_2} = -\zeta \mathbf{w}_i \phi(z_{2di}) \Phi_2 \left(\frac{z_{1,c-li} - \tilde{\rho} z_{2di}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \\
\frac{\partial \Phi_2(z_{1ci}, z_{2,d-li}, \tilde{\rho})}{\partial \boldsymbol{\beta}_2} &= \frac{\partial \Phi_2(z_{1ci}, z_{2,d-li}, \tilde{\rho})}{\partial z_{2,d-li}} \cdot \frac{\partial z_{2,d-li}}{\partial \boldsymbol{\beta}_2} = -\zeta \mathbf{w}_i \phi(z_{2,d-li}) \Phi_2 \left(\frac{z_{1ci} - \tilde{\rho} z_{2,d-li}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \\
\frac{\partial \Phi_2(z_{1,c-li}, z_{2,d-li}, \tilde{\rho})}{\partial \boldsymbol{\beta}_2} &= \frac{\partial \Phi_2(z_{1,c-li}, z_{2,d-li}, \tilde{\rho})}{\partial z_{2,d-li}} \cdot \frac{\partial z_{2,d-li}}{\partial \boldsymbol{\beta}_2} = -\zeta \mathbf{w}_i \phi(z_{2,d-li}) \Phi_2 \left(\frac{z_{1,c-li} - \tilde{\rho} z_{2,d-li}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right).
\end{aligned}$$

Sehingga persamaan (4.4) menjadi,

$$\begin{aligned}
\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\beta}_2} &= \sum_{i=1}^n \sum_{d=1}^3 \sum_{c=1}^2 \left(y_{cdi} \frac{1}{P_{cdi}} \frac{\partial P_{cdi}}{\partial \boldsymbol{\beta}_2} \right) \\
&= \sum_{i=1}^n \sum_{d=1}^3 \sum_{c=1}^2 \left(y_{cdi} \frac{1}{P_{cdi}} \left\{ -\zeta \mathbf{w}_i \phi(z_{2di}) \Phi_2 \left(\frac{z_{1ci} - \tilde{\rho} z_{2di}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \right. \right. \\
&\quad - \left(-\zeta \mathbf{w}_i \phi(z_{2di}) \Phi_2 \left(\frac{z_{1,c-li} - \tilde{\rho} z_{2di}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \right) - \left(-\zeta \mathbf{w}_i \phi(z_{2,d-li}) \Phi_2 \left(\frac{z_{1ci} - \tilde{\rho} z_{2,d-li}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \right) \\
&\quad \left. \left. + \left(-\zeta \mathbf{w}_i \phi(z_{2,d-li}) \Phi_2 \left(\frac{z_{1,c-li} - \tilde{\rho} z_{2,d-li}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \right) \right\} \right) \\
&= \sum_{i=1}^n \sum_{d=1}^3 \sum_{c=1}^2 \left(-\zeta \mathbf{w}_i y_{cdi} \frac{1}{P_{cdi}} \left\{ \phi(z_{2di}) \left(\Phi_2 \left(\frac{z_{1ci} - \tilde{\rho} z_{2di}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) - \Phi_2 \left(\frac{z_{1,c-li} - \tilde{\rho} z_{2di}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \right) \right. \right. \\
&\quad \left. \left. - \phi(z_{2,d-li}) \left(\Phi_2 \left(\frac{z_{1ci} - \tilde{\rho} z_{2,d-li}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) - \Phi_2 \left(\frac{z_{1,c-li} - \tilde{\rho} z_{2,d-li}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \right) \right\} \right).
\end{aligned}$$

Turunan pertama fungsi $\ln L(\boldsymbol{\theta})$ terhadap parameter $\boldsymbol{\gamma}_1$

$$\begin{aligned}
\frac{\partial \Phi_2(z_{1ci}, z_{2di}, \tilde{\rho})}{\partial \boldsymbol{\gamma}_1} &= \frac{\partial \Phi_2(z_{1ci}, z_{2di}, \tilde{\rho})}{\partial z_{1ci}} \cdot \frac{\partial z_{1ci}}{\partial \boldsymbol{\gamma}_1} = \phi(z_{1ci}) \Phi_2 \left(\frac{z_{2di} - \tilde{\rho} z_{1ci}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \cdot 1 \\
\frac{\partial \Phi_2(z_{1,c-li}, z_{2di}, \tilde{\rho})}{\partial \boldsymbol{\gamma}_1} &= \frac{\partial \Phi_2(z_{1,c-li}, z_{2di}, \tilde{\rho})}{\partial z_{1,c-li}} \cdot \frac{\partial z_{1,c-li}}{\partial \boldsymbol{\gamma}_1} = \phi(z_{1,c-li}) \Phi_2 \left(\frac{z_{2di} - \tilde{\rho} z_{1,c-li}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \cdot 1 \\
\frac{\partial \Phi_2(z_{1ci}, z_{2,d-li}, \tilde{\rho})}{\partial \boldsymbol{\gamma}_1} &= \frac{\partial \Phi_2(z_{1ci}, z_{2,d-li}, \tilde{\rho})}{\partial z_{1ci}} \cdot \frac{\partial z_{1ci}}{\partial \boldsymbol{\gamma}_1} = \phi(z_{1ci}) \Phi_2 \left(\frac{z_{2,d-li} - \tilde{\rho} z_{1ci}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \cdot 1 \\
\frac{\partial \Phi_2(z_{1,c-li}, z_{2,d-li}, \tilde{\rho})}{\partial \boldsymbol{\gamma}_1} &= \frac{\partial \Phi_2(z_{1,c-li}, z_{2,d-li}, \tilde{\rho})}{\partial z_{1,c-li}} \cdot \frac{\partial z_{1,c-li}}{\partial \boldsymbol{\gamma}_1} = \phi(z_{1,c-li}) \Phi_2 \left(\frac{z_{2,d-li} - \tilde{\rho} z_{1,c-li}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \cdot 1.
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \gamma_1} &= \sum_{i=1}^n \sum_{d=1}^3 \sum_{c=1}^2 \left(y_{cdi} \frac{1}{P_{cdi}} \frac{\partial P_{cdi}}{\partial \gamma_1} \right) \\
&= \sum_{i=1}^n \sum_{d=1}^3 \sum_{c=1}^2 \left(y_{cdi} \frac{1}{P_{cdi}} \left\{ \phi(z_{1ci}) \Phi_2 \left(\frac{z_{2di} - \tilde{\rho} z_{1ci}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \right. \right. \\
&\quad - \phi(z_{1,c-li}) \Phi_2 \left(\frac{z_{2di} - \tilde{\rho} z_{1,c-li}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) - \phi(z_{1ci}) \Phi_2 \left(\frac{z_{2,d-li} - \tilde{\rho} z_{1ci}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \\
&\quad \left. \left. + \phi(z_{1,c-li}) \Phi_2 \left(\frac{z_{2,d-li} - \tilde{\rho} z_{1,c-li}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \right\} \right) \\
&= \sum_{i=1}^n \sum_{d=1}^3 \sum_{c=1}^2 \left(y_{cdi} \frac{1}{P_{cdi}} \left\{ \phi(z_{1ci}) \left(\Phi_2 \left(\frac{z_{2di} - \tilde{\rho} z_{1ci}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) - \Phi_2 \left(\frac{z_{2,d-li} - \tilde{\rho} z_{1ci}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \right) \right. \right. \\
&\quad \left. \left. - \phi(z_{1,c-li}) \left(\Phi_2 \left(\frac{z_{2di} - \tilde{\rho} z_{1,c-li}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) - \Phi_2 \left(\frac{z_{2,d-li} - \tilde{\rho} z_{1,c-li}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \right) \right\} \right).
\end{aligned}$$

Turunan pertama fungsi $\ln L(\boldsymbol{\theta})$ terhadap parameter γ_2

$$\begin{aligned}
\frac{\partial \Phi_2(z_{1ci}, z_{2di}, \tilde{\rho})}{\partial \gamma_2} &= \frac{\partial \Phi_2(z_{1ci}, z_{2di}, \tilde{\rho})}{\partial z_{2di}} \cdot \frac{\partial z_{2di}}{\partial \gamma_2} = \phi(z_{2di}) \Phi_2 \left(\frac{z_{1ci} - \tilde{\rho} z_{2di}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \cdot \zeta \\
\frac{\partial \Phi_2(z_{1,c-li}, z_{2di}, \tilde{\rho})}{\partial \gamma_2} &= \frac{\partial \Phi_2(z_{1,c-li}, z_{2di}, \tilde{\rho})}{\partial z_{2di}} \cdot \frac{\partial z_{2di}}{\partial \gamma_2} = \phi(z_{2di}) \Phi_2 \left(\frac{z_{1,c-li} - \tilde{\rho} z_{2di}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \cdot \zeta \\
\frac{\partial \Phi_2(z_{1ci}, z_{2,d-li}, \tilde{\rho})}{\partial \gamma_2} &= \frac{\partial \Phi_2(z_{1ci}, z_{2,d-li}, \tilde{\rho})}{\partial z_{2,d-li}} \cdot \frac{\partial z_{2,d-li}}{\partial \gamma_2} = \phi(z_{2,d-li}) \Phi_2 \left(\frac{z_{1ci} - \tilde{\rho} z_{2,d-li}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \cdot \zeta \\
\frac{\partial \Phi_2(z_{1,c-li}, z_{2,d-li}, \tilde{\rho})}{\partial \gamma_2} &= \frac{\partial \Phi_2(z_{1,c-li}, z_{2,d-li}, \tilde{\rho})}{\partial z_{2,d-li}} \cdot \frac{\partial z_{2,d-li}}{\partial \gamma_2} = \phi(z_{2,d-li}) \Phi_2 \left(\frac{z_{1,c-li} - \tilde{\rho} z_{2,d-li}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \cdot \zeta.
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \gamma_2} &= \sum_{i=1}^n \sum_{d=1}^3 \sum_{c=1}^2 \left(y_{cdi} \frac{1}{P_{cdi}} \frac{\partial P_{cdi}}{\partial \gamma_2} \right) \\
&= \sum_{i=1}^n \sum_{d=1}^3 \sum_{c=1}^2 \left(y_{cdi} \frac{1}{P_{cdi}} \left\{ \varsigma \phi(z_{2di}) \Phi_2 \left(\frac{z_{1ci} - \tilde{\rho} z_{2di}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \right. \right. \\
&\quad \left. \left. - \varsigma \phi(z_{2di}) \Phi_2 \left(\frac{z_{1,c-1i} - \tilde{\rho} z_{2di}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) - \varsigma \phi(z_{2,d-1i}) \Phi_2 \left(\frac{z_{1ci} - \tilde{\rho} z_{2,d-1i}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \right. \right. \\
&\quad \left. \left. + \varsigma \phi(z_{2,d-1i}) \Phi_2 \left(\frac{z_{1,c-1i} - \tilde{\rho} z_{2,d-1i}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \right\} \right) \\
&= \sum_{i=1}^n \sum_{d=1}^3 \sum_{c=1}^2 \left(\varsigma y_{cdi} \frac{1}{P_{cdi}} \left\{ \phi(z_{2di}) \left(\Phi_2 \left(\frac{z_{1ci} - \tilde{\rho} z_{2di}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) - \Phi_2 \left(\frac{z_{1,c-1i} - \tilde{\rho} z_{2di}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \right) \right. \right. \\
&\quad \left. \left. - \phi(z_{2,d-1i}) \left(\Phi_2 \left(\frac{z_{1ci} - \tilde{\rho} z_{2,d-1i}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) - \Phi_2 \left(\frac{z_{1,c-1i} - \tilde{\rho} z_{2,d-1i}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \right) \right\} \right).
\end{aligned}$$

Turunan pertama fungsi $\ln L(\boldsymbol{\theta})$ terhadap parameter δ

$$\begin{aligned}
\frac{\partial \Phi_2(z_{1ci}, z_{2di}, \tilde{\rho})}{\partial \delta} &= \frac{\partial \Phi_2(z_{1ci}, z_{2di}, \tilde{\rho})}{\partial z_{2di}} \cdot \frac{\partial z_{2di}}{\partial \delta} \\
&= \phi(z_{2di}) \Phi_2 \left(\frac{z_{1ci} - \tilde{\rho} z_{2di}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \cdot (-\varsigma \tilde{\rho} z_{2di} - \varsigma \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x}_i) \\
\frac{\partial \Phi_2(z_{1,c-1i}, z_{2di}, \tilde{\rho})}{\partial \delta} &= \frac{\partial \Phi_2(z_{1,c-1i}, z_{2di}, \tilde{\rho})}{\partial z_{2di}} \cdot \frac{\partial z_{2di}}{\partial \delta} \\
&= \phi(z_{2di}) \Phi_2 \left(\frac{z_{1,c-1i} - \tilde{\rho} z_{2di}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \cdot (-\varsigma \tilde{\rho} z_{2di} - \varsigma \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x}_i) \\
\frac{\partial \Phi_2(z_{1ci}, z_{2,d-1i}, \tilde{\rho})}{\partial \delta} &= \frac{\partial \Phi_2(z_{1ci}, z_{2,d-1i}, \tilde{\rho})}{\partial z_{2,d-1i}} \cdot \frac{\partial z_{2,d-1i}}{\partial \delta} \\
&= \phi(z_{2,d-1i}) \Phi_2 \left(\frac{z_{1ci} - \tilde{\rho} z_{2,d-1i}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \cdot (-\varsigma \tilde{\rho} z_{2,d-1i} - \varsigma \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x}_i) \\
\frac{\partial \Phi_2(z_{1,c-1i}, z_{2,d-1i}, \tilde{\rho})}{\partial \delta} &= \frac{\partial \Phi_2(z_{1,c-1i}, z_{2,d-1i}, \tilde{\rho})}{\partial z_{2,d-1i}} \cdot \frac{\partial z_{2,d-1i}}{\partial \delta} \\
&= \phi(z_{2,d-1i}) \Phi_2 \left(\frac{z_{1,c-1i} - \tilde{\rho} z_{2,d-1i}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \cdot (-\varsigma \tilde{\rho} z_{2,d-1i} - \varsigma \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x}_i).
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \delta} &= \sum_{i=1}^n \sum_{d=1}^3 \sum_{c=1}^2 \left(y_{cdi} \frac{1}{P_{cdi}} \frac{\partial P_{cdi}}{\partial \delta} \right) \\
&= \sum_{i=1}^n \sum_{d=1}^3 \sum_{c=1}^2 \left(y_{cdi} \frac{1}{P_{cdi}} \left\{ \phi(z_{2di}) \Phi_2 \left(\frac{z_{1ci} - \tilde{\rho} z_{2di}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) (-\zeta \tilde{\rho} z_{2di} - \boldsymbol{\zeta} \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x}_i) \right. \right. \\
&\quad - \phi(z_{2di}) \Phi_2 \left(\frac{z_{1,c-li} - \tilde{\rho} z_{2di}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) (-\zeta \tilde{\rho} z_{2di} - \boldsymbol{\zeta} \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x}_i) - \phi(z_{2,d-li}) \Phi_2 \left(\frac{z_{1ci} - \tilde{\rho} z_{2,d-li}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) (-\zeta \tilde{\rho} z_{2,d-li} - \boldsymbol{\zeta} \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x}_i) \\
&\quad \left. \left. + \phi(z_{2,d-li}) \Phi_2 \left(\frac{z_{1,c-li} - \tilde{\rho} z_{2,d-li}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) (-\zeta \tilde{\rho} z_{2,d-li} - \boldsymbol{\zeta} \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x}_i) \right\} \right) \\
&= \sum_{i=1}^n \sum_{d=1}^3 \sum_{c=1}^2 \left(y_{cdi} \frac{-\zeta \tilde{\rho} z_{2di} - \boldsymbol{\zeta} \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x}_i}{P_{cdi}} \left\{ \phi(z_{2di}) \left(\Phi_2 \left(\frac{z_{1ci} - \tilde{\rho} z_{2di}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \right. \right. \right. \\
&\quad \left. \left. - \Phi_2 \left(\frac{z_{1,c-li} - \tilde{\rho} z_{2di}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \right) \right\} + y_{cdi} \frac{-\zeta \tilde{\rho} z_{2,d-li} - \boldsymbol{\zeta} \boldsymbol{\beta}_1^T \mathbf{x}_i}{P_{cdi}} \right. \\
&\quad \left. \left\{ -\phi(z_{2,d-li}) \left(\Phi_2 \left(\frac{z_{1ci} - \tilde{\rho} z_{2,d-li}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) - \Phi_2 \left(\frac{z_{1,c-li} - \tilde{\rho} z_{2,d-li}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \right) \right) \right\} \right).
\end{aligned}$$

Turunan pertama fungsi $\ln L(\boldsymbol{\theta})$ terhadap parameter ρ

$$\begin{aligned}
\frac{\partial P_{cdi}}{\partial r} &= \frac{\partial}{\partial r} \left[\Phi_2(z_{1ci}, z_{2di}, \tilde{\rho}) - \Phi_2(z_{1,c-li}, z_{2di}, \tilde{\rho}) - \Phi_2(z_{1ci}, z_{2,d-li}, \tilde{\rho}) + \Phi_2(z_{1,c-li}, z_{2,d-li}, \tilde{\rho}) \right] \\
&= \frac{\partial \Phi_2(z_{1ci}, z_{2di}, \tilde{\rho})}{\partial r} - \frac{\partial \Phi_2(z_{1,c-li}, z_{2di}, \tilde{\rho})}{\partial r} - \frac{\partial \Phi_2(z_{1ci}, z_{2,d-li}, \tilde{\rho})}{\partial r} + \frac{\partial \Phi_2(z_{1,c-li}, z_{2,d-li}, \tilde{\rho})}{\partial r}
\end{aligned}$$

dan

$$\begin{aligned}
\frac{\partial \Phi_2(z_{1ci}, z_{2di}, \tilde{\rho})}{\partial r} &= \frac{\partial}{\partial r} \left(\int_{-\infty}^{z_{2di}} \int_{-\infty}^{z_{1ci}} \frac{1}{2\pi \sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}} \exp \left(-\frac{1}{2(1 - \tilde{\rho}^2)} (z_{1ci}^2 - 2\tilde{\rho} z_{1ci} z_{2di} + z_{2di}^2) \right) dz_{1ci} dz_{2di} \right) \\
&= \phi_2(z_{1ci}, z_{2di}) \frac{\partial \tilde{\rho}}{\partial r} \\
\frac{\partial \Phi_2(z_{1c-1,i}, z_{2di}, \tilde{\rho})}{\partial r} &= \phi_2(z_{1c-1,i}, z_{2di}) \frac{\partial \tilde{\rho}}{\partial r} \\
\frac{\partial \Phi_2(z_{1ci}, z_{2d-1,i}, \tilde{\rho})}{\partial r} &= \phi_2(z_{1ci}, z_{2d-1,i}) \frac{\partial \tilde{\rho}}{\partial r} \\
\frac{\partial \Phi_2(z_{1c-1,i}, z_{2d-1,i}, \tilde{\rho})}{\partial r} &= \phi_2(z_{1c-1,i}, z_{2d-1,i}) \frac{\partial \tilde{\rho}}{\partial r}, \text{ dengan } \frac{\partial \tilde{\rho}}{\partial r} = \frac{d(\zeta(\rho + \delta))}{d\rho} \cdot \frac{d\rho}{dr} = \zeta(1 - \zeta \delta \tilde{\rho}) \frac{d\rho}{dr}.
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\frac{\partial \Phi_2(z_{1ci}, z_{2di}, \tilde{\rho})}{\partial r} &= \frac{\partial \Phi_2(z_{1ci}, z_{2di}, \tilde{\rho})}{\partial z_{2di}} \cdot \frac{\partial z_{2di}}{\partial \rho} \cdot \frac{\partial \rho}{\partial r} \\
&= \phi(z_{2di}) \Phi_2\left(\frac{z_{1ci} - \tilde{\rho} z_{2di}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}}\right) \cdot \left(-z_{2di} \zeta^2 \delta \cdot \frac{\partial \rho}{\partial r}\right) \\
\frac{\partial \Phi_2(z_{1,c-li}, z_{2di}, \tilde{\rho})}{\partial r} &= \frac{\partial \Phi_2(z_{1,c-li}, z_{2di}, \tilde{\rho})}{\partial z_{2di}} \cdot \frac{\partial z_{2di}}{\partial \rho} \cdot \frac{\partial \rho}{\partial r} \\
&= \phi(z_{2di}) \Phi_2\left(\frac{z_{1,c-li} - \tilde{\rho} z_{2di}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}}\right) \cdot \left(-z_{2di} \zeta^2 \delta \cdot \frac{\partial \rho}{\partial r}\right) \\
\frac{\partial \Phi_2(z_{1ci}, z_{2,d-1,i}, \tilde{\rho})}{\partial r} &= \frac{\partial \Phi_2(z_{1ci}, z_{2,d-1,i}, \tilde{\rho})}{\partial z_{2,d-1,i}} \cdot \frac{\partial z_{2,d-1,i}}{\partial \rho} \cdot \frac{\partial \rho}{\partial r} \\
&= \phi(z_{2,d-1,i}) \Phi_2\left(\frac{z_{1ci} - \tilde{\rho} z_{2,d-1,i}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}}\right) \cdot \left(-z_{2,d-1,i} \zeta^2 \delta \cdot \frac{\partial \rho}{\partial r}\right) \\
\frac{\partial \Phi_2(z_{1,c-li}, z_{2,d-1,i}, \tilde{\rho})}{\partial r} &= \frac{\partial \Phi_2(z_{1,c-li}, z_{2,d-1,i}, \tilde{\rho})}{\partial z_{2,d-1,i}} \cdot \frac{\partial z_{2,d-1,i}}{\partial \rho} \cdot \frac{\partial \rho}{\partial r} \\
&= \phi(z_{2,d-1,i}) \Phi_2\left(\frac{z_{1,c-li} - \tilde{\rho} z_{2,d-1,i}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}}\right) \cdot \left(-z_{2,d-1,i} \zeta^2 \delta \cdot \frac{\partial \rho}{\partial r}\right) \\
\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \rho} &= \sum_{i=1}^n \sum_{d=1}^3 \sum_{c=1}^2 \left(y_{cdi} \frac{1}{P_{cdi}} \frac{\partial P_{cdi}}{\partial \rho} \right) \\
&= \sum_{i=1}^n \sum_{d=1}^3 \sum_{c=1}^2 \left(\frac{y_{cdi}}{P_{cdi}} \frac{4 \exp(2r) \zeta (1 - \zeta \delta \tilde{\rho})}{(\exp(2r) + 1)^2} \left\{ \phi_2(z_{1ci}, z_{2di} \zeta) \right. \right. \\
&\quad \left. \left. - \phi_2(z_{1c-1,i}, z_{2di} \zeta) - \phi_2(z_{1ci}, z_{2d-1,i} \zeta) + \phi_2(z_{1c-1,i}, z_{2d-1,i} \zeta) \right\} \right. \\
&\quad \left. + \frac{y_{cdi}}{P_{cdi}} \frac{4 \exp(2r) (-\zeta^2 \delta)}{(\exp(2r) + 1)^2} \left\{ z_{2di} \phi(z_{2di}) \Phi_2\left(\frac{z_{1ci} - \tilde{\rho} z_{2di}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}}\right) \right. \right. \\
&\quad \left. \left. - z_{2di} \phi(z_{2di}) \Phi_2\left(\frac{z_{1,c-li} - \tilde{\rho} z_{2di}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}}\right) - z_{2,d-1,i} \phi(z_{2,d-1,i}) \Phi_2\left(\frac{z_{1ci} - \tilde{\rho} z_{2,d-1,i}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}}\right) \right. \right. \\
&\quad \left. \left. + z_{2,d-1,i} \phi(z_{2,d-1,i}) \Phi_2\left(\frac{z_{1,c-li} - \tilde{\rho} z_{2,d-1,i}}{\sqrt{1 - \tilde{\rho}^2}}\right) \right\} \right)
\end{aligned}$$

Lampiran 2 Data Variabel Penelitian

No	Y ₁	Y ₂	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅
1	1	3	38	2	3	1	1
2	1	2	26	1	3	2	1
3	2	2	24	2	1	1	1
4	1	2	29	1	3	1	1
5	1	3	36	2	1	2	1
6	2	3	25	1	3	2	1
7	1	3	26	2	2	2	1
8	1	3	20	1	2	2	1
9	2	3	24	1	3	2	1
10	1	3	29	1	3	1	1
11	1	3	27	1	3	1	1
12	2	3	38	3	3	1	1
13	2	3	32	2	2	2	1
14	2	3	31	2	3	1	1
15	2	3	33	2	3	1	1
.
.
.
801	2	1	22	1	3	1	1
802	2	3	34	3	3	1	1
803	2	3	21	1	2	2	1
804	2	2	37	2	1	2	1
805	1	2	21	2	3	2	1
806	2	2	27	2	2	2	1
807	2	2	21	1	2	2	1
808	1	2	23	1	3	2	1
809	2	3	30	2	2	2	1
810	1	2	18	1	2	2	2
811	1	2	20	1	2	1	1
812	1	2	37	2	2	2	1
813	2	2	38	2	2	2	1
814	1	2	20	1	2	2	1
815	1	1	40	3	2	2	1
.
.
.
2484	2	3	28	2	2	1	1
2485	2	1	42	4	1	1	1
2486	1	3	37	2	3	2	1
2487	2	2	18	1	3	2	1
2488	2	2	21	1	3	2	1
2489	2	2	33	2	3	2	1

Lampiran 3 Uji Kendall's Tau antara Dua Variabel Respon Y₁ dan Y₂

			Y1_IMD	Y2_ASI
Kendall's tau_b	Y1_IMD	Correlation Coefficient	1,000	,077**
		Sig. (2-tailed)	.	,000
		N	2489	2489
	Y2_ASI	Correlation Coefficient	,077**	1,000
		Sig. (2-tailed)	,000	.
		N	2489	2489

** . Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

Lampiran 4 Uji Multikolinieritas dengan *Variance Inflation Factor (VIF)*

Coefficients^a

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.	Collinearity Statistics	
		B	Std. Error	Beta			Tolerance	VIF
1	(Constant)	1,752	,047		37,543	,000		
	X1	,000	,002	,002	,067	,947	,604	1,656
	X2	-,017	,012	-,036	-1,425	,154	,618	1,618
	X42	,018	,019	,019	,945	,345	,973	1,028
	X52	-,163	,063	-,052	-2,595	,010	,990	1,010

a. Dependent Variable: Y1

Coefficients^a

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.	Collinearity Statistics	
		B	Std. Error	Beta			Tolerance	VIF
1	(Constant)	2,282	,052		43,534	,000		
	Y1	,108	,027	,079	3,953	,000	,996	1,004
	X31	-,065	,060	-,022	-1,097	,273	,946	1,057
	X32	-,049	,025	-,040	-1,939	,053	,929	1,077
	X42	,071	,026	,056	2,758	,006	,973	1,028
	X52	-,220	,086	-,051	-2,567	,010	,987	1,013

a. Dependent Variable: Y2

Lampiran 5 Syntax STATA Module bioprobit.ado

```

*! version 1.11 17Aug2007

#delimit ;

program define bioprobit;

    version 9;

    if replay() {;
        if ("`e(cmd)'" ~= "bioprobit") error 301;
        bioprobit_replay `0';
    }; // end if

    else bioprobit_mx `0';
end; // end program bioprobit

program define bioprobit_replay;

    syntax [,Level(cilevel)];

    local rho diparm(athrho , tanh label("rho"));

    _coef_table_header;

    display;

    _coef_table, level(`level') `rho' notest;

    display          in green e(chi2_ct) " test of indep. eqns. :"
                    _col(38) "chi2(" in yellow "1" in green ") = " in yellow
%8.2f e(chi2_c)
                    _col(59) in green "Prob > chi2 = " in yellow %6.4f e(p_c);

    if strpos("`e(title)'" , "Simultaneous") display          in
smcl in green "{hline 78}";

end; // end program bioprobit_replay

program define bioprobit_mx, eclass;

    gettoken first : 0, match(paren);

    if missing("`paren'") {;                                     // syntax 1, bivariate
ordered probit models

        syntax varlist [if] [in] [pweight iweight fweight]
                                     [, offset1(varname)
offset2(varname) COLlinear

```

```

                                                                    Robust
CLuster(varname) Level(cilevel) end *];

    gettoken y1 varlist : varlist;
    gettoken y2 varlist : varlist;
    local x1 `varlist';
    local x2 `varlist';
    local pref "B";

};

    else {;                                                                    // syntax 2,
seemingly unrelated bivariate ordered probit model

        syntax anything(id="equation id" equalok) [if] [in] [pweight
iweight fweight]

                                                                    [, offset1(varname)
offset2(varname) COLlinear

                                                                    Robust
CLuster(varname) Level(cilevel) end *];

    gettoken eq1 eq2_ : anything, match(parns) bind;
    tokenize "`eq1'", parse("=");
    if ("`2'!"!="") {;
        tokenize "`eq1'";
        local y1 `1';
        macro shift;
        local x1 `*';
    };
    else {;
        local y1 `1';
        local x1 `3';
    };
    gettoken eq2 : eq2_ , match(parns) bind;
    if ("`parns'!"="") local eq2 "`eq2_';
    tokenize "`eq2'", parse("=");
    if ("`2'!"!="") {;
        tokenize "`eq2'";
        local y2 `1';
        macro shift;

```

```

        local x2 `*';
    };
    else {;
        local y2 `1';
        local x2 `3';
    };
    local pref "Seemingly unrelated b";
}; // if
global END =~missing("`end");

quietly {;

// define standard dep vars
tempvar sy1 sy2;
egen `sy1' = group(`y1');
egen `sy2' = group(`y2');

marksample touse;
markout `touse' `sy1' `sy2' `x1' `x2' `cluster' `offset1'
`offset2', strok;

mlopts mlopts, `options';

if (~missing("`offset1'")) local offol "offset(`offset1)";
if (~missing("`offset2'")) local offo2 "offset(`offset2)";
if (~missing("`weight'")) local weight "[`weight'`exp]";
if (~missing("`cluster'")) local clopt cluster(`cluster');
if "`weight'" == "pweight" | (~missing("`cluster'")) local robust
"robust";

// Remove collinear variables
noisily _rmdcoll `sy1' `x1' `weight' if `touse', `collinear';
local x1 "`r(varlist)";
noi tabulate `sy2' if `touse';

```

```

noisily _rmdcoll `sy2' `x2' `weight' if `touse', `collinear';
local x2 "`r(varlist)'"

summarize `sy1'; global NC1 = r(max);
summarize `sy2'; global NC2 = r(max); // number of categories
if ($NC1==1) {;
    noisily display as error "`y1' does not vary";
    exit 2000;
};
if ($NC2==1) {;
    noisily display as error "`y2' does not vary";
    exit 2000;
};

local NC1_1 = $NC1-1;
local NC2_1 = $NC2-1;

// define initial values
tempname Ib_op1 Ib_op2 Ic_op Ic_op1 Ic_op2 I_rho TMP ll_0;
scalar `ll_0' = 0;

oprobit `sy1' `x1' `weight' if `touse', `offo1';
matrix `TMP' = e(b);
matrix `Ib_op1' = `TMP'[1, "`sy1'"];
matrix coleq `Ib_op1' = `y1';
matrix `Ic_op1' =
`TMP'[1, "cut1:_cons".."cut`NC1_1':_cons"];
scalar `ll_0'=`ll_0'+e(ll);
if $END {;
    tempvar xb1;
    matrix score `xb1' = `Ib_op1';
};
oprobit `sy2' `xb1' `x2' `weight' if `touse', `offo2';

```

```

matrix                                `TMP' = e(b);
matrix                                `Ib_op2' = `TMP'[1, "`sy2'"];
matrix coleq `Ib_op2' = `y2';
matrix                                `Ic_op2' =
`TMP'[1, "cut1:_cons".. "cut`NC2_1':_cons"];
scalar `l1_0'=`l1_0'+e(l1);

matrix `Ic_op' = `Ic_op1'[1,1];
forvalues i = 2/`NC1_1' {; matrix `Ic_op'
=`Ic_op', sqrt(`Ic_op1'[1, `i']-`Ic_op1'[1, `i'-1]); };
matrix `Ic_op' = `Ic_op', `Ic_op2'[1,1];
forvalues i = 2/`NC2_1' {; matrix `Ic_op'
=`Ic_op', sqrt(`Ic_op2'[1, `i']-`Ic_op2'[1, `i'-1]); };

correlate `sy1' `sy2' if `touse';
matrix                                `I_rho' = .5;//atanh(r(rho));
matrix colnames `I_rho' = athrho:_cons;

local cuts;
forvalues k = 1/`NC1_1' {; local cuts "`cuts' /cut1`k'"; local
ceqs "`ceqs' cut1`k'"; };
forvalues k = 1/`NC2_1' {; local cuts "`cuts' /cut2`k'"; local
ceqs "`ceqs' cut2`k'"; };
matrix coleq    `Ic_op' = `ceqs';
matrix colnames `Ic_op' = _cons;
}; // end quietly

// maximization
if $END {;
matrix `I_rho' = `I_rho', `Ib_op2'[1,1];
matrix colnames `I_rho' = athrho:_cons gamma:_cons;

matrix `Ib_op2' = `Ib_op2'[1,2...];
local gamma "/gamma";

```

```

        local title "title(Simultaneous bivariate ordered probit
regression)";

    };

    else local title "title(`pref'ivariate ordered probit
regression)";

ml model d2 bioprobit_d2

    (`y1' : `sy1' = `x1', noconstant)
    (`y2' : `sy2' = `x2', noconstant)

    /athrho

    `gamma'

    `cuts'

    `weight'

    if `touse'

    ,

    `title'

    difficult

    collinear

    missing

    search(on)

    init(`Ib_op1' `Ib_op2' `I_rho' `Ic_op')

    maximize

    `clopt'

    `robust'

    `mlopts'

    ;

tempname b D D1 V;

matrix `b' =e(b);

matrix `V' =e(V);

local f = colnumb(`b',"cut11:_cons") -1;

matrix `D' = I(`f'), J(`f', `NC1_1'+`NC2_1',0);
// matrix of derivatives

matrix `D1' = (J(1,`f',0), 1, J(1,`NC1_1'+`NC2_1'-1, 0));

```

```

matrix `D' = `D' \ `D1';
forvalues k = 2/`NC1_1' {;
    matrix `D1'[1,`f'+`k'] = 2*`b'[1,`f'+`k'];
    matrix `D' = `D' \ `D1';
    matrix `b'[1,`f'+`k'] = `b'[1,`f'+`k'-1]+`b'[1,`f'+`k']^2;
};
local f = colnumb(`b',"cut21:_cons") -1;
if (`NC2_1' > 1) matrix `D1' = (J(1,`f', 0), 1, J(1,`NC2_1'-1,
0));
else          matrix `D1' = (J(1,`f', 0), 1);
matrix `D' = `D' \ `D1';
forvalues k = 2/`NC2_1' {;
    matrix `D1'[1,`f'+`k'] = 2*`b'[1,`f'+`k'];
    matrix `D' = `D' \ `D1';
    matrix `b'[1,`f'+`k'] = `b'[1,`f'+`k'-1]+`b'[1,`f'+`k']^2;
};
matrix `V' = `D'*`V'*`D';
ereturn repost b=`b' V=`V';

ereturn scalar ll_0 = `ll_0';          // loglikelihood for
non-correlated case

ereturn scalar k_aux= `NC1_1'+`NC2_1'; // identify ancillary
parameters

ereturn local cmd      "bioprobit";
ereturn local predict "bioprobit_p";
ereturn local depvar  "`y1' `y2'";
ereturn local offset1 `offset1';
ereturn local offset2 `offset2';

if missing("`robust'") {;
    ereturn local chi2_ct "LR";
    ereturn scalar chi2_c = 2 * (e(ll) - `ll_0');
};

```

```

else {;
    ereturn local chi2_ct "Wald";
    quietly test [athrho]_b[_cons];
    ereturn scalar chi2_c = r(chi2);
    if $END {;
        ereturn local
        quietly test [athrho]_b[_cons]+[gamma]_b[_cons]==0;
        ereturn scalar chi2_c2 = r(chi2);
        ereturn scalar p_c2 = chiprob(2, e(chi2_c2));
    };
};
ereturn scalar p_c = chiprob(1, e(chi2_c));
global END;
bioprobit_replay, level(`level');
end; // end program bioprobit_mx

```


Lampiran 6 *Output Model SURBP*

. bioprobit (y1=x1 x2 x42 x52) (y2=y11 x31 x32 x42 x52), technique(bhhh)

group(y2)	Freq.	Percent	Cum.
1	145	5.83	5.83
2	990	39.78	45.60
3	1,354	54.40	100.00
-----+-----			
Total	2,489	100.00	

```
initial:      log likelihood = -3699.1853
rescale:      log likelihood = -3699.1853
rescale eq:   log likelihood = -3574.8647
Iteration 0:  log likelihood = -3574.8647
Iteration 1:  log likelihood = -3573.497
Iteration 2:  log likelihood = -3573.0812
Iteration 3:  log likelihood = -3572.1011
Iteration 4:  log likelihood = -3572.043
Iteration 5:  log likelihood = -3571.9391
Iteration 6:  log likelihood = -3571.8744
Iteration 7:  log likelihood = -3571.745
Iteration 8:  log likelihood = -3571.517
Iteration 9:  log likelihood = -3571.1445
Iteration 10: log likelihood = -3571.1374
Iteration 11: log likelihood = -3571.1374
Iteration 12: log likelihood = -3571.1374
Iteration 13: log likelihood = -3571.1374
Iteration 14: log likelihood = -3571.1373
```

Seemingly unrelated bivariate ordered probit regression

Number of obs = 2489
 Wald chi2(4) = 12.22
 Prob > chi2 = 0.0158
 Log likelihood = -3571.1373

```

-----+-----
                |
                |          OPG
                |          Coef.  Std. Err.      z    P>|z|    [95% Conf. Interval]
-----+-----+-----
y1              |
    x1 |    .0017111   .0036274     0.47   0.637   - .0053985   .0088207
    x2 |   -.0464034   .0241586    -1.92   0.055   - .0937535   .0009466
    x42 |    .0713734   .0557954     1.28   0.201   - .0379836   .1807304
    x52 |   -.463629    .189815    -2.44   0.015   - .8356595  -.0915985
-----+-----
y2              |
    y11 |    1.253804   .0850958    14.73   0.000    1.087019    1.420588
    x31 |   -.1090654   .0870941    -1.25   0.210   - .2797666    .0616359
    x32 |   -.0806386   .0345063    -2.34   0.019   - .1482697   -.0130076
    x42 |    .1358921   .047738     2.85   0.004    .0423274    .2294569
    x52 |   -.5382706   .1816161    -2.96   0.003   - .8942317  -.1823094
-----+-----
athrho          |
    _cons |    1.471041   .3129893     4.70   0.000    .8575932    2.084489
-----+-----
    /cut11 |   -.621675    .104429           - .826352   -.4169979
    /cut21 |   -.7357163   .1193088           - .9695571   -.5018754
    /cut22 |    .2478784   .0447224           .1602242    .3355327
-----+-----
    rho |    .8997759   .0595942           .6950155    .9695351
-----+-----
  
```

LR test of indep. eqns. : chi2(1) = 2.40 Prob > chi2 = 0.1211.

Lampiran 7 Syntax Program Hitung Prediksi Probabilitas Model SURBP

```
B1=[0.00171 -0.04640 0.07137 -0.46362];
B2=[-0.10906 -0.08063 0.13589 -0.53827];

gamma11=-0.621675;
gamma21=-0.7357163;
gamma22=0.2478784;
mu=[0 0];
rho=0.8997759;
delta=1.253804;
varphi=1/sqrt(1+2*delta*rho+delta^2);
rhotilde=varphi*(delta+rho);
sigm=[1 rhotilde; rhotilde 1];

z11i=gamma11-(B1*xi')';
z21i=varphi*(gamma21-delta*(B1*xi')'-(B2*wi')');
z22i=varphi*(gamma22-delta*(B1*xi')'-(B2*wi')');
z1121=[z11i z21i];
z1122=[z11i z22i];

%Hitung CDF normal dan bivariate normal
ncz11=normcdf(z11i,0,1);
ncz21=normcdf(z21i,0,1);
ncz22=normcdf(z22i,0,1);
ncz11z21=mvncdf(z1121,mu,sigm);
ncz11z22=mvncdf(z1122,mu,sigm);

%Nilai probabilitas
p11=ncz11z21;
p12=ncz11z22-ncz11z21;
p13=ncz11-ncz11z22;
p21=ncz21-ncz11z21;
p22=ncz22-ncz11z22-ncz21+ncz11z21;
p23=1-ncz11-ncz22+ncz11z22;
Total_p=p11+p12+p13+p21+p22+p23;

%Cetak Nilai Prediksi Probabilitas
Nilai_prob=[p11, p12, p13,p21, p22, p23];
```

Lampiran 8 Syntax Program Hitung Prediksi Probabilitas Model SURBP pada kasus ASI eksklusif di Jawa Timur

```
B1=[0.00171 -0.04640 0.07137 -0.46362];
B2=[-0.10906 -0.08063 0.13589 -0.53827];
xi=[30 1 0 0];
wi=[0 0 0 0];

gamma11=-0.621675;
gamma21=-0.7357163;
gamma22=0.2478784;
mu=[0 0];
rho=0.8997759;
delta=1.253804;
varphi=1/sqrt(1+2*delta*rho+delta^2);
rhotilde=varphi*(delta+rho);
sigm=[1 rhotilde; rhotilde 1];

z11i=gamma11-(B1*xi)';
z21i=varphi*(gamma21-delta*(B1*xi)')-(B2*wi)';
z22i=varphi*(gamma22-delta*(B1*xi)')-(B2*wi)';

z1121=[z11i z21i];
z1122=[z11i z22i];

%Hitung CDF normal dan bivariate normal
ncz11=normcdf(z11i,0,1);
ncz21=normcdf(z21i,0,1);
ncz22=normcdf(z22i,0,1);
ncz11z21=mvncdf(z1121,mu,sigm);
ncz11z22=mvncdf(z1122,mu,sigm);

%Nilai probabilitas
p11=ncz11z21;
p12=ncz11z22-ncz11z21;
p13=ncz11-ncz11z22;
p21=ncz21-ncz11z21;
p22=ncz22-ncz11z22-ncz21+ncz11z21;
p23=1-ncz11-ncz22+ncz11z22;
Total_p=p11+p12+p13+p21+p22+p23;
Nilai_p=[p11 p12 p13 p21 p22 p23]
```

Output:

```
>> contohprob1datafix
```

```
z11i =
```

```
-0.6266
```

```
z21i =
```

```
-0.3376
```

$z_{22i} =$

0.1100

Nilai_p =

0.2631 0.0023 0.0000 0.1047 0.1736 0.4562

Lampiran 9 Syntax Program Hitung Efek Marginal Model SURBP pada kasus ASI eksklusif di Jawa Timur

```

B1=[-0.04640 -0.46362];
B2=[-0.10906 -0.08063 0.13589 -0.53827];
beta152=-0.46362;
beta252=-0.53827;
gamma11=-0.621675;
gamma21=-0.7357163;
gamma22=0.2478784;
mu=[0 0];
rho=0.8997759;
delta=1.253804;
varphi=1/sqrt(1+2*delta*rho+delta^2);
rhotilde=varphi*(delta+rho);
sigm=[1 rhotilde; rhotilde 1];

z11i=gamma11-(B1*xi(210,:))';
z21i=varphi*(gamma21-delta*(B1*xi(210,:))'-(B2*wi(210,:))');
z22i=varphi*(gamma22-delta*(B1*xi(210,:))'-(B2*wi(210,:))');
z1121=[z11i z21i];
z1122=[z11i z22i];

%Hitung PDF normal dan bivariate normal
npz11=normpdf(z11i,0,1);
npz21=normpdf(z21i,0,1);
npz22=normpdf(z22i,0,1);
npz11z21=mvnpdf(z1121,mu,sigm);
npz11z22=mvnpdf(z1122,mu,sigm);

%Hitung efek marjinal
disp(' ')
disp('Efek Marjinal')
dP_Y12_x2=B1(1,1)*npz11;
dP_Y23_y1=varphi*delta*npz22;
dP_Y23_x31=varphi*B2(1,1)*npz22;
dP_Y23_x32=varphi*B2(1,2)*npz22;
dP_Y23_x42=varphi*B2(1,3)*npz22;

c1=(z11i-rhotilde*z21i)/(sqrt(1-rhotilde^2));
c2=(z11i-rhotilde*z22i)/(sqrt(1-rhotilde^2));
c3=(z21i-rhotilde*z11i)/(sqrt(1-rhotilde^2));
c4=(z22i-rhotilde*z11i)/(sqrt(1-rhotilde^2));
mncz11z21=mvnpdf(c1,0,1);
mncz11z22=mvnpdf(c2,0,1);
mncz21z11=mvnpdf(c3,0,1);
mncz22z11=mvnpdf(c4,0,1);

dP_1131=-beta152*npz11*mncz21z11-
varphi*(delta*beta152+beta252)*npz21*mncz11z21;
dP_1231=-beta152*npz11*mncz22z11-
varphi*(delta*beta152+beta252)*npz22*mncz11z22+beta152*npz11*mncz2
1z11+varphi*(delta*beta152+beta252)*npz11*mncz11z21;

```

```

dP_1331=-
beta152*npz11+beta152*npz11*mncz22z11+varphi*(delta*beta152+beta25
2)*npz22*mncz11z22;

dP_2131=-
varphi*(delta*beta152+beta252)*npz21+beta152*npz11*mncz21z11+varph
i*(delta*beta152+beta252)*npz21*mncz11z21;
dP_2231=-
varphi*(delta*beta152+beta252)*npz22+beta152*npz11*mncz22z11+varph
i*(delta*beta152+beta252)*npz22*mncz11z22+varphi*(delta*beta152+be
ta252)*npz21-beta152*npz11*mncz21z11-
varphi*(delta*beta152+beta252)*npz21*mncz11z21;
dP_2331=beta152*npz11+varphi*(delta*beta152+beta252)*npz22-
beta152*npz11*mncz22z11-
varphi*(delta*beta152+beta252)*npz22*mncz11z22;

%Cetak Nilai Efek Marginal
EfekMarg=[dP_1131, dP_1231, dP_1331, dP_2131, dP_2231, dP_2331
dP_Y12_x2 dP_Y23_y1 dP_Y23_x31 dP_Y23_x32 dP_Y23_x42];

```

Output:

```
>> EfekMarg
```

```
EfekMarg =
```

```

    0.0816    -0.0769    0.1560    0.1082    0.0937    -
0.3587    -0.0157    0.2270    -0.0197    -0.0146
0.0246

```

SURAT PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini, mahasiswa Departemen Statistika Fakultas Sains dan Analitika Data (FSAD) ITS:

Nama : Demitria Dini Ariyani

NRP : 06211850010003

Program Studi : Magister Statistika / ~~Doktor Ilmu Statistik~~

menyatakan bahwa data yang digunakan dalam Tesis / ~~Disertasi~~ ini merupakan data sekunder yang diambil dari ~~penelitian~~ / buku / ~~Tugas Akhir~~ / Thesis / ~~Disertasi~~ / publikasi lainnya, yaitu:

Sumber : Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Timur

Keterangan : Mikro Data KOR Susenas 2017 Provinsi Jawa Timur

Surat pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya. Apabila terdapat pemalsuan data maka saya siap menerima sanksi sesuai aturan yang berlaku.

Surabaya, Desember 2019

Mengetahui
Pembimbing Tesis / ~~Disertasi~~

Mahasiswa



Dr. Wita Ratnasari, M.Si
NIP. 19700910 199702 2 001



Demitria Dini Ariyani

*(coret yang tidak perlu)

** Mohon dituliskan data primer apabila datanya dikumpulkan sendiri

BIOGRAFI PENULIS



Penulis dengan nama lengkap Demitria Dini Ariyani, lahir di Bantul, 10 April 1993. Anak kedua dari tiga bersaudara pasangan Benedictus Sudyana dan Cicilia Sariwati. Penulis memasuki pendidikan formal di SD Kanisius Klepu pada tahun 1999-2005, kemudian melanjutkan pendidikan di SMP Pangudi Luhur Moyudan pada tahun 2005-2008, selanjutnya penulis melanjutkan pendidikan di SMA Negeri 4 Yogyakarta pada tahun 2008-2011. Pada tahun 2011 penulis melanjutkan studi Sarjana di jurusan Matematika UGM dan lulus pada tahun 2016. Pada September 2016-Juni 2018 mendapat kesempatan mengajar di SMA Kristen Gloria Surabaya. Penulis berkesempatan untuk melanjutkan pendidikan Pascasarjana Statistika di Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya pada tahun 2018. Jika ingin mendiskusikan lebih lanjut mengenai tesis ini, pembaca dapat menghubungi penulis melalui alamat *email* demitria.dini@gmail.com.