TUGAS AKHIR – KS184822

PEMODELAN FAKTOR-FAKTOR YANG MEMPENGARUHI JUMLAH KEMATIAN IBU HAMIL DI KOTA SURABAYA, KABUPATEN SIDOARJO, KABUPATEN MOJOKERTO, DAN KABUPATEN LAMONGAN MENGGUNAKAN REGRESI *ZERO-INFLATED GENERALIZED POISSON*

SYARIFAH NISRINA HASNA SALBY
NRP 062116 4000 0048

Dosen Pembimbing
Dr. Purhadi, M.Sc

PROGRAM STUDI SARJANA
DEPARTEMEN STATISTIKA
FAKULTAS SAINS DAN ANALITIKA DATA
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2020

TUGAS AKHIR – KS 184822

PEMODELAN FAKTOR-FAKTOR YANG MEMPENGARUHI JUMLAH KEMATIAN IBU HAMIL DI KOTA SURABAYA, KABUPATEN SIDOARJO, KABUPATEN MOJOKERTO, DAN KABUPATEN LAMONGAN MENGGUNAKAN REGRESI *ZERO-INFLATED GENERALIZED POISSON*

SYARIFAH NISRINA HASNA SALBY
NRP 062116 4000 0048

Dosen Pembimbing
Dr. Purhadi, M.Sc

PROGRAM STUDI SARJANA
DEPARTEMEN STATISTIKA
FAKULTAS SAINS DAN ANALITIKA DATA
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2020

FINAL PROJECT – KS 184822

MODELLING FACTORS THAT AFFECT NUMBER OF DEATHS FOR PREGNANT WOMEN IN 94 SURABAYA, SIDOARJO, MOJOKERTO, AND LAMONGAN USING ZERO-INFLATED GENERALIZED POISSON REGRESSION

SYARIFAH NISRINA HASNA SALBY
SN 062116 4000 0048

Supervisor
Dr. Purhadi, M .Sc

UNDERGRADUATE PROGRAMME
DEPARTMENT OF STATISTICS
FACULTY OF SCIENCE AND DATA ANALYTICS
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2020

LEMBAR PENGESAHAN

PEMODELAN FAKTOR-FAKTOR YANG MEMPENGARUHI JUMLAH KEMATIAN IBU HAMIL DI KOTA SURABAYA, KABUPATEN SIDOARJO, KABUPATEN MOJOKERTO, DAN KABUPATEN LAMONGAN MENGGUNAKAN REGRESI *ZERO-INFLATED GENERALIZED POISSON*

TUGAS AKHIR

Diajukan untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Statistika
pada
Program Studi Sarjana Departemen Statistika
Fakultas Fakultas Sains dan Analitika Data
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :
Syarifah Nisrina Hasna Salby
NRP. 062116 4000 0048

Disetujui oleh Pembimbing Tugas Akhir :
Dr. Purhadi, M .Sc
NIP. 19620204 198701 1 001 ( )

KEMENTERIAN PENDIDIKAN DAN KEBUDAYAAN
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
FAKULTAS SAINS DAN ANALITIKA DATA
DEPARTEMEN STATISTIKA

Mengetahui,
Kepala Departemen

Dr. Dra. Kartika Fithriasari, M.Si.
NIP. 19691212 199303 2 002

SURABAYA, JULI 2020

PEMODELAN FAKTOR-FAKTOR YANG MEMPENGARUHI JUMLAH KEMATIAN IBU HAMIL DI KOTA SURABAYA, KABUPATEN SIDOARJO, KABUPATEN MOJOKERTO, DAN KABUPATEN LAMONGANMENGGUNAKAN REGRESI *ZERO-INFLATED GENERALIZED POISSON*

Nama Mahasiswa : Syarifah Nisrina Hasna Salby
NRP : 062116 4000 0048
Departemen : Statistika
Dosen Pembimbing : Dr. Purhadi, M.Sc

Abstrak

Angka Kematian Ibu (AKI) menggambarkan angka kematian ibu akibat kehamilan, persalinan, dan masa nifas pada tiap 100.000 kelahiran hidup dalam wilayah dan waktu tertentu. AKI di Provinsi Jawa Timur pada tahun 2017 mencapai 91,92 per 100.000 kelahiran hidup dengan AKI tertinggi terdapat di Kabupaten Mojokerto. Komponen yang digunakan untuk memperhitungkan AKI adalah jumlah kematian ibu yang terdiri dari jumlah kematian ibu hamil, jumlah kematian ibu bersalin, dan jumlah kematian ibu nifas. Pada penelitian ini akan dilakukan pemodelan faktor-faktor yang diduga mempengaruhi kematian ibu hamil di 4 Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur menggunakan regresi Zero-Inflated Generaized Poisson. Alasan menggunakan metode ini karena data jumlah kematian ibu hamil berisikan data yang bernilai nol dan proporsi data bernilai nol lebih dari 65,7%. Hasil pengujian signifikansi parameter menunjukkan bahwa variabel yang signifikan pada model regresi poisson state adalah persentase ibu hamil dengan komplikasi, sedangkan pada model regresi zero state, semua variabel berpengaruh signifikan terhadap jumlah kematian ibu hamil di Kota Surabaya, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Mojokerto, dan Kabupaten Lamongan tahun 2017.

Kata Kunci : Jumlah Kematian Ibu Hamil, Regresi Zero-Inflated Generalized Poisson, Underdispersi

(*Halaman ini sengaja dikosongkan*)

MODELLING FACTORS THAT AFFECT NUMBER OF DEATHS FOR PREGNANT WOMEN IN SURABAYA, SIDOARJO, MOJOKERTO, AND LAMONGAN USING ZERO-INFLATED GENERALIZED POISSON REGRESSION

Name : Syarifah Nisrina Hasna Salby
SN : 062116 4000 0048
Department : Statistics
Supervisor : Dr. Purhadi, M.Sc

Abstract

Maternal Mortality Rate (MMR) illustrates the maternal mortality rate due to pregnancy, childbirth, and the puerperium for every 100,000 live births in a certain region and time. MMR in East Java Province in 2017 reached 91.92 per 100,000 live births with the highest MMR in Mojokerto. The components used to calculate the MMR are the number of maternal deaths consisting of the number of maternal deaths, the number of maternal deaths, and the number of postpartum maternal deaths. This research will be modeling the factors that are suspected to influence maternal mortality in 94 Districts in 4 Regencies/Cities in East Java Province in 2017 using Zero-Inflated Generaized Poisson regression. The reason for using this method is because the data on the number of deaths of pregnant women contains zero-value data and the proportion of zero-value data is more than 65.7%. From the results of the AICc values obtained the best ZIGP regression model is to use the predictor variable K1 visit percentage and the percentage of pregnant women with complications. The parameter significance test results show that the significant variable in the Poisson state regression model is the percentage of pregnant women with complications, whereas in the zero state regression model, all variables have a significant effect on the number of maternal deaths in Surabaya, Sidoarjo, Mojokerto, and Lamongan in 2017.

Keywords: Number of Deaths for Pregnant Women, Underdispertion, Zero-Inflated Generalized Poisson Regression

(*Halaman ini sengaja dikososngkan*)

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan kepada Allah Subhanahu Wa Ta'alla yang telah melimpahkan rahmat, hidayah, dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan laporan Tugas Akhir yang berjudul **"Pemodelan Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Jumlah Kematian Ibu Hamil Di Kota Surabaya, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Mojokerto, Dan Kabupaten Lamongan Tahun 2017 Menggunakan Regresi *Zero-Inflated Generalized Poisson*"**.

Penulis menyadari bahwa penyusunan Tugas Akhir ini tidak dapat terselesaikan tanpa dukungan berbagai pihak. Oleh karena itu, dengan penuh kerendahan hati, pada kesempatan ini penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Bapak Dr. Purhadi, M.Sc selaku dosen pembimbing karena telah membimbing, meluangkan waktu, memberi semangat dan perhatian kepada penulis sehingga Tugas Akhir ini dapat diselesaikan dengan baik. Terima kasih dan mohon maaf apabila ada kesalahan yang telah penulis lakukan.
2. Bapak Dr. Sutikno, S.Si., M.Si dan Bapak Dr. Bambang Widjanarko O., S.Si., M.Si selaku dosen penguji yang telah memberikan saran dan masukan demi kesempurnaan Tugas Akhir ini.
3. Ibu Dr. Dra. Kartika Fithriasari, M.Si selaku Kepala Departemen Statistika dan Ibu Dr. Santi Wulan Purnami, S.Si., M.Si selaku Sekretaris Departemen Statistika Bidang Akademik dan Kemahasiswaan yang telah menyediakan fasilitas untuk mendukung kelancaran penyusunan Tugas Akhir ini.
4. Ibu Dr. Dra. Agnes Tuti Rumiati, M.Sc selaku dosen wali yang telah memberikan pengarahan dan wawasan seputar akademik.
5. Seluruh dosen Departemen Statistika ITS yang telah memberikan ilmu selama penulis menempuh pendidikan, beserta seluruh karyawan Departemen Statistika ITS yang telah membantu kelancaran dan kemudahan dalam pelaksanaan kegiatan perkuliahan.

6. Kedua orang tua yang penulis sayangi, Bapak Said Salim dan Ibu Febby Surtriani yang telah mengirimkan doa yang tidak pernah putus, selalu memberikan dukungan dan kasih sayang yang tulus terhadap penulis, serta Adik Aya, Awa, dan Dera yang selalu meramaikan hari-hari penulis. Tugas Akhir ini ditulis saat kondisi pandemik sehingga mereka semualah yang menemani hari-hari penulis dalam proses pembuatan Tugas Akhir ini.
7. Teman-teman SMAGA IPA 1 angkatan 2013, ORBIT, terutama Jesiska, Anita, dan Cipta. Walau hanya bisa bertukar kabar lewat *messanger online*, terima kasih telah mau berbagi cerita dan selalu saling menguatkan.
8. Teman-teman Statistika ITS angkatan 2016, TR16GER, yang selalu memberikan dukungan kepada penulis selama ini. Terutama Nafisa, Erina, Mega, Nimas, Ayu, Irma, dan Dewi yang telah menjadi teman belajar penulis selama berkuliah serta Herni yang menjadi teman satu dosen pembimbing, saling memberikan dukungan, dan mengikuti kelas *sit in* bersama.
9. Kakak-kakak tingkat S2 dan S3 yaitu Mbak Aini, Mbak Dewi, dan Mbak Ulfa yang membantu penulis apabila penulis menemukan kesulitan saat menyusun Tugas Akhir ini.
10. Serta semua pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu.

Penulis menyadari bahwa Tugas Akhir ini masih jauh dari sempurna karena penulis memiliki keterbatasan pengalaman dan pengetahuan. Oleh karena itu, penulis mengharapkan segala bentuk saran serta masukan bahkan kritik yang membangun dari berbagai pihak. Semoga Tugas Akhir ini dapat bermanfaat bagi para pembaca dan semua pihak.

Surabaya, 2020

Penulis

DAFTAR ISI

Halaman

HALAMAN JUDUL i
COVER PAGE iii
LEMBAR PENGESAHAN v
ABSTRAK vii
ABSTRACT ix
KATA PENGANTAR xi
DAFTAR ISI xiii
DAFTAR GAMBAR xv
DAFTAR TABEL xvii
DAFTAR LAMPIRAN xix

BAB I PENDAHULUAN 1
1.1 Latar Belakang 1
1.2 Rumusan Masalah 4
1.3 Tujuan Penelitian 5
1.4 Manfaat 5
1.5 Batasan Masalah 5

BAB II TINJAUAN PUSTAKA 7
2.1 Statistika Deskriptif 7
2.2 Multikolinieritas 7
2.3 *Principal Component Analysis* (PCA) 8
2.4 Regresi Poisson 9
2.5 Regresi *Zero Inflated Poisson* (ZIP) 9
2.6 Regresi *Generalized Poisson* 10
2.7 Regresi *Zero-Inflated Generalized Poisson* (ZIGP) ... 12
2.7.1 Penaksir Parameter Model Regresi *Zero-Inflated Generalized Poisson* (ZIGP) 14
2.7.2 Pengujian Parameter Regresi *Zero-Inflated Generalized Poisson* (ZIGP) 18
2.8 Kematian Ibu 20

BAB III METODOLOGI PENELITIAN 24

3.1 Sumber Data ..... ……24
3.2 Variabel Penelitian ..... ……24
3.3 Struktur Data ..... ……25
3.4 Langkah Penelitian ..... ……26
3.5 Diagram Alir ..... ……27

BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN ..... ……30
4.1 Karakteristik Data Penelitian ..... ……30
4.1.1 Karakteristik Jumlah Kematian Ibu Hamil di 94 Kecamatan pada Kota Surabaya, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Mojokerto, dan Kabupaten Lamongan..... ……30
4.1.2 Karakteristik Faktor-Faktor yang Diduga Mempengaruhi Jumlah Kematian Ibu Hamil... ……31
4.2 Pemodelan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Kematian Ibu Hamil di 94 Kecamatan pada Kota Surabaya, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Mojokerto, dan Kabupaten Lamongan Tahun 2017 ..... …...33
4.2.1 Uji Multikolinieritas..... …...33
4.2.2 Pemodelan Jumlah Kematian Ibu Hamil di 94 Kecamatan pada Kota Surabaya, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Mojokerto, dan Kabupaten Lamongan menggunakan Regresi ZIGP ..... …..35

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN ..... …..37
5.1 Kesimpulan ..... …..37
5.2 Saran..... …..38

DAFTAR PUSTAKA ..... …..39
LAMPIRAN..... …..41
BIODATA PENULIS ..... …..54

DAFTAR GAMBAR

Halaman

Gambar 2.1 Kerangka Konsep untuk Analisis Determinan Kematian Ibu Menurut McCarty dan Maine (1992) 22
Gambar 2.2 Kerangka Konsep Penelitian 23
Gambar 3.1 Diagram Alir 28
Gambar 4.1 Diagram Batang Jumlah Kematian Ibu Hamil di 4 Kabupaten/Kota di Jawa Timur Tahun 2017 31

(*Halaman ini sengaja dikosongkan*)

DAFTAR TABEL

Halaman

Tabel 3.1 Variabel Penelitian 24
Tabel 3.2 Struktur Data Penelitian 26
Tabel 3.3 Struktur Data Penelitian untuk Variabel *Dummy* 26
Tabel 4.1 Karakteristik Jumlah Kematian Ibu Hamil dan Faktor-Faktor yang Diduga Berpengaruh 32
Tabel 4.2 Koefisien Korelais dan Signifikansi Variabel Penelitian 34
Tabel 4.3 Uji Multikolinieritas Variabel Prediktor..... 33
Tabel 4.4 Nilai Taksiran Parameter Regresi ZIGP 34

(*Halaman ini sengaja dikosongkan*)

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 Data Jumlah Kematian Ibu Hamil di 94 Kecamatan pada Kota Surabaya, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Mojokerto, dan Kabupatan Lamongan dengan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi 41
Lampiran 2 *Output* Multikolinieritas 43
Lampiran 3 *Syntax* Regresi ZIGP Menggunakan R 44
Lampiran 4 *Output* Estimasi dan Pengujian Parameter Menggunakan R 52
Lampiran 5 Surat Keterangan Pengambilan Data 53

(*Halaman ini sengaja dikosongkan*)

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Angka Kematian Ibu (AKI) merupakan salah satu indikator yang dapat menggambarkan kesejahteraan masyarakat di suatu negara. Menurut *World Health Organization* (WHO), kematian ibu merupakan kematian selama kehamilan atau dalam periode 42 hari setelah berakhirnya kehamilan yang diakibatkan oleh semua sebab yang berkaitan dengan kehamilan atau penanganannya. Sedangkan menurut Kementerian Pemberdayaan Perempuan dan Perlindungan Anak, Angka Kematian Ibu (AKI) menggambarkan angka kematian ibu akibat kehamilan, persalinan dan masa nifas pada tiap 100.000 kelahiran hidup dalam wilayah dan waktu tertentu. Angka ini memberikan gambaran status gizi dan kesehatan ibu, kondisi sosial ekonomi, kesehatan lingkungan dan tingkat pelayanan kesehatan terutama pelayanan kesehatan maternal (kesehatan ibu hamil, melahirkan dan ibu nifas). Salah satu indikator yang dapat meningkatnya derajat masyarakat pada sasaran pembangunan kesehatan Indonesia yang akan dicapai pada tahun 2025 adalah menurunnya Angka Kematian Ibu (Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, 2016).

AKI Provinsi Jawa Timur pada tahun 2017 mencapai 91,92 per 100.000 kelahiran hidup. AKI tahun 2017 yang tertinggi terdapat di Kabupaten Mojokerto dengan nilai sebesar 171,88 per 100.000 kelahiran hidup atau kematian ibu pada tahun 2017 di Kabupaten Mojokerto sebanyak 29 orang. Capaian AKI di Jawa Timur telah memenuhi target Renstra (Rencana Strategis) dan Supas (Survey Penduduk Antar Sensus), namun sudah sepatutnya AKI tetap diupayakan menurun. Menurut Profil Kesehatan Provinsi Jawa Timur Tahun 2017, tiga penyebab tertinggi kematian ibu adalah penyebab lain sebesar 29,11% atau 154 orang, Pre Eklamsi / Eklamsi sebesar 28,92% atau sebanyak 153 orang, serta perdarahan sebesar 26,28% atau sebanyak 139 orang.

Penyebab lain-lain ini lebih banyak disebabkan oleh faktor penyakit yang menyertai kehamilan.

Jumlah kematian ibu merupakan komponen yang digunakan untuk memperhitungkan AKI. Jumlah kematian ibu didapatkan dari jumlah kematian ibu hamil, jumlah kematian ibu bersalin, dan jumlah kematian ibu nifas. Data pada masing-masing indikator jumlah kematian ibu merupakan data cacah yang menunjukkan frekuensi suatu kejadian dimana jumlah kejadian tersebut tidak memiliki batas atas dan selalu berupa bilangan bulat non negatif. Distribusi yang digunakan untuk data cacah tersebut adalah distribusi Poisson (Agresti, 2002). Dalam kasus ini, masing-masing indikator jumlah kematian ibu berisikan data yang bernilai nol atau *excess zero*. Banyaknya nilai nol pada data dapat menyebabkan pelanggaran asumsi equdispersi sehingga beberapa metode yang dapat menyelesaikan pelanggaran tersebut diantaranya metode *Zero-Inflated Negative Binomial* (ZINB), *Zero-Inflated Poisson* (ZIP), metode *Zero-Inflated Generalized Poisson* (ZIGP).

Menurut Famoye dan Singh (2006), metode *Zero-Inflated Negative Binomial* (ZINB) sering terjadi gagal konvergen. Metode *Zero-Inflated Poisson* (ZIP) disarankan apabila proporsi data bernilai nol sekitar 63,7%, sedangkan metode *Zero-Inflated Generalized Poisson* (ZIGP) dapat digunakan apabila proporsi data bernilai nol adalah minimal 65,7%. Hal ini berarti apabila apabila proporsi data bernilai nol adalah minimal 65,7%, maka metode *Zero-Inflated Generalized Poisson* (ZIGP) akan lebih baik untuk digunakan dibandingkan metode *Zero-Inflated Poisson* (ZIP). Oleh karena itu, dalam penelitian ini akan digunakan metode regresi *Zero-Inflated Generalized Poisson* (ZIGP).

Metode regresi *Zero-Inflated Generalized Poisson* (ZIGP) sudah pernah dilakukan oleh Lestari dan Wulandari pada tahun 2014 untuk studi kasus penyakit tetanus neonatorum (TN) di Jawa Timur. Selain itu, terdapat pula penelitian yang dilakukan oleh Famoye dan Singh (2006) dengan judul *Zero-Inflated*

Generalized Poisson Regression Model with an Application to Domestic Violence Data. Ada pula penelitian oleh Qurotul Aini (2020) menggunakan metode *Geographically Weighted Bivariate Zero Inflated Generalized Poisson Regression* dengan studi kasus jumlah kematian ibu hamil dan jumlah kematian ibu nifas di Karesidenan Pekalongan Provinsi Jawa Tengah tahun 2017. Dari penelitian tersebut didapatkan variabel yang signifikan mempengaruhi jumlah kematian ibu hamil dan jumlah kematian ibu nifas yaitu persentase pemeriksaan kehamilan K1, persentase pemeriksaan kehamilan K4, persentase persalinan ditolong oleh tenaga kesehatan, persentase imunisasi TT2+ pada ibu hamil, persentase ibu hamil yang mendapatkan Fe3, persentase penanganan komplikasi kebidanan dan rasio bidan per 100.000 penduduk. Penelitian mengenai faktor-faktor yang mempengaruhi kematian ibu pernah dilakukan oleh Fransiska, dkk (2017) dengan judul *Analysis of Maternal Mortality Determinants in Bondowoso District, East Java*. Dari penelitian tersebut dapat disimpulkan bahwa variabel-variabel yang signifikan dalam mempengaruhi kematian ibu adalah keterlambatan membuat keputusan, keterlambatan menyiapkan transportasi, keterlambatan penanganan medis, komplikasi kehamilan, kehamilan risiko tinggi, kunjungan antenatal, pendidikan ibu, dan status kerja ibu. Untuk penelitian yang berfokus pada jumlah kematian ibu hamil, terdapat penelitian dari Aristia dan Salamah (2013) yang berjudul Faktor yang Mempengaruhi Jumlah Kematian Ibu Hamil di Jawa Timur Dengan Menggunakan Regresi Binomial Negatif dan *Geographically Weighted Poisson Regression* (GWPR). Hasilnya, variabel yang signifikan secara global di semua daerah di Kabupaten/Kota Jawa Timur yaitu persentase rumah tangga hidup bersih sehat.

Pada penelitian ini, akan memodelkan faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah kematian ibu hamil di Kota Surabaya, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Mojokerto, dan Kabupaten Lamongan menggunakan regresi *Zero-Inflated Generalized Poisson*. Metode ini dipilih karena data jumlah kematian ibu

hamil berisikan data yang bernilai nol atau *excess zero*. Selain itu, proporsi data bernilai nol lebih dari 65,7%. Kabupaten Mojokerto merupakan kabupaten yang memiliki AKI yang tertinggi pada tahun 2017 sehingga dipilihlah Kabupaten Mojokerto dan daerah-daerah di sekitarnya yaitu Kota Surabaya, Kabupaten Sidoarjo, dan Kabupaten Lamongan dengan mempertimbangkan ketersediaan data di Profil Kesehatan 2017. Faktor-faktor yang diduga mempengaruhi kematian ibu hamil adalah persentase kunjungan K1, persentase kunjungan K4, persentase imunisasi TT2+ pada ibu hamil, persentase ibu hamil yang mendapatkan Fe3, dan persentase ibu hamil dengan komplikasi. Data bersumber dari Profil Kesehatan Kota Surabaya, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Mojokerto, dan Kabupaten Lamongan tahun 2017. Diharapkan dari penelitian ini dapat menjadi rekomendasi bagi pemerintah kabupaten/kota tersebut agar dapat menurunkan angka kematian ibu di daerahnya masing-masing.

1.2 Rumusan Masalah

Rata-rata jumlah kematian ibu hamil di di 94 Kecamatan pada Kota Surabaya, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Mojokerto, dan Kabupaten Lamongan Tahun 2017 sebesar 0,149 dan varians sebesar 0,128. Karena nilai varians lebih kecil dari nilai rata-ratanya, maka terdekteksi adanya pelanggaran asumsi equdispersi, yaitu underdispersi. Terdapat 80 dari 94 kecamatan yang memiliki nilai nol pada data jumlah kematian ibu. Persentase data bernilai nol pada data tersebut sebesar 85,11% sehingga metode yang cocok digunakan adalah regresi *Zero-Inflated Generalized Poisson* (ZIGP). Oleh karena itu, berdasarkan latar belakang dan penjelasan sebelumnya, akan dilakukan analisis faktor-faktor yang mempengaruhi kematian ibu hamil di 94 Kecamatan pada Kota Surabaya, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Mojokerto, dan Kabupaten Lamongan Tahun 2017 menggunakan regresi *Zero-Inflated Generalized Poisson* (ZIGP).

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah untuk menjawab rumusan masalah yang telah disebutkan sebelumnya. Tujuan yang ingin dicapai pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Mendeskripsikan karakteristik jumlah kematian ibu hamil di Kota Surabaya, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Mojokerto, dan Kabupaten Lamongan.
2. Memodelkan faktor-faktor yang mempengaruhi kematian ibu hamil di Kota Surabaya, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Mojokerto, dan Kabupaten Lamongan menggunakan regresi *Zero-Inflated Generalized Poisson*.

1.4 Manfaat

Manfaat yang akan didapatkan dalam penelitian ini adalah dapat meningkatkan wawasan penulis dan pembaca di bidang statistika, khususnya metode regresi *Zero-Inflated Generalized Poisson*. Selain itu, dengan mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah kematian ibu hamil dapat menjadi bahan pertimbangan atau rekomendasi bagi pemerintah agar dapat menurunkan jumlah kematian ibu hamil di Kota Surabaya, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Mojokerto dan Kabupaten Lamongan.

1.5 Batasan Masalah

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder dari publikasi Profil Kesehatan Dinas Kesehatan tahun 2017 dengan unit penelitian 94 kecamatan di 4 kabupaten/kota di Jawa Timur. Kabupaten/kota yang dimaksud yaitu Kota Surabaya, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Mojokerto dan Kabupaten Lamongan. Jumlah kematian ibu difokuskan pada jumlah kematian ibu hamil.

(*Halaman ini sengaja dikosongkan*)

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Statistika Deskriptif

Statistika deskriptif merupakan bagian statistika yang membahas tentang metode-metode untuk menyajikan data sehingga menarik dan informatif. Secara umum statistika deskriptif dapat diartikan sebagai metode-metode yang berkaitan dengan pengumpulan dan penyajian suatu gugus data sehingga dapat memberikan informasi yang berguna. Statistika deskriptif memberikan informasi hanya mengenai data yang dipunyai dan sama sekali tidak menarik inferensia (Walpole, 1995).

Mean adalah jumlah keseluruhan pada data yang diperoleh dibagi dengan banyaknya data. Rumus yang digunakan untuk menghitung mean dari data tunggal adalah sebagai berikut.

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^{n} x_i}{n} \tag{2.1}$$

Varians adalah kuadrat simpangan dari semua nilai data terhadap rata-rata. Varians digunakan untuk ukuran penyebaran data. Penulisan rumus varians adalah sebagai berikut.

$$s^2 = \frac{\sum_{i=1}^{n} \left(x_i - \bar{x}\right)^2}{n-1} \tag{2.2}$$

dengan x_i adalah data ke-i , i=1,2,...,n, dan n adalah banyak data. Nilai maksimum adalah nilai tertinggi/terbesar dalam suatu gugus data. Sedangkan nilai minimum merupakan nilai terendah dalam suatu gugus data.

2.2 Multikolinieritas

Adanya hubungan linier yang kuat antara sebagian atau seluruh variabel prediktor dalam sebuah model regresi disebut multikolinieritas. Syarat dalam melakukan metode regresi adalah tidak terdapat multikolinieritas. Multikolinieritas harus dihindari

karena apabila terjadi multikolinieritas maka terdapat konsekuensi yang akan terjadi seperti penaksir koefisien yang seharusnya signifikan menjadi tidak signifikan. Hal tersebut di sebabkan oleh standar error yang dihasilkan cenderung semakin besar yang menyebabkan probabilitas untuk gagal tolak H_0 semakin besar Multikolineritas dideteksi menggunakan nilai *Variance Inflating Factor* (VIF) dengan rumus

$$VIF_j = \frac{1}{1 - R_j^2} \tag{2.5}$$

dengan R_j^2 adalah adalah koefisien determinasi dari variabel independen yang diregresikan terhadap variabel dependen. Jika nilai VIF lebih dari 10 maka dapat dikatakan bahwa terjadi multikolinieritas. Jika terdapat kasus multikolinieritas dapat diatasi dengan menggunakan *Principal Component Analysis* (PCA), yaitu membentuk komponen-komponen utama sebagai variabel prediktor baru yang merupakan kombinas linier dari variabel-variabel prediktor sebelumnya (Gujarati, 2004).

2.3 *Principal Component Analysis* (PCA)

Analisis komponen utama merupakan suatu teknik statistik untuk mengubah dari sebagian besar variabel asli yang digunakan dan saling berkorelasi satu dengan yang lainnya menjadi satu set variabel baru yang lebih kecil dan tidak berkorelasi. Setiap pengukuran multivariat (atau observasi), komponen utama merupakan kombinasi linier dari variabel p awal. Tujuan utama analisis komponen utama ialah untuk mengurangi dimensi peubah-peubah yang saling berhubungan dan cukup banyak variabelnya sehingga lebih mudah untuk menginterpretasikan data-data tersebut (Johnson & Wichern, 2007). Metode yang digunakan yaitu menentukan komponen utama dengan melakukan alih ragam orthogonal atau membentuk kombinasi linier $\boldsymbol{Y} = \boldsymbol{A}'\boldsymbol{X}$.

2.4 Regresi Poisson

Regresi Poisson adalah model regresi nonlinear yang digunakan untuk data diskrit (*count*) (Cameron & Trivedi, 2013). Regresi ini berasal dari distribusi Poisson dimana peluang untuk variabel Y yang berdistribusi Poisson dengan parameter λ adalah sebagai berikut.

$$P(Y=y)=\frac{\exp(-\lambda)\lambda^{y}}{y!} \tag{2.6}$$

dengan $y=0,1,2,\ldots$ dan $\lambda>0$. Asumsi yang harus terpenuhi pada regresi Poisson adalah equidispersi, yaitu $E(Y)=Var(Y)=\lambda$.

Apabila sampel random $Y_i \sim Poisson(\lambda_i)$, $i=1,2,...,n$ maka model regresi Poisson dinyatakan dalam bentuk

$$E(Y_i)=\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)=\exp\left(\beta_0+\beta_1 x_{1i}+\ldots+\beta_k x_{ki}\right) \tag{2.7}$$

dimana $\mathbf{x}_i=\begin{bmatrix}1 & x_{1i} & x_{2i} & \ldots & x_{ki}\end{bmatrix}^T$ dan $\boldsymbol{\beta}=\begin{bmatrix}\beta_0 & \beta_1 & \beta_2 & \ldots & \beta_k\end{bmatrix}^T$.

2.5 Regresi *Zero Inflated Poisson* (ZIP)

Model regresi *Zero Inflated Poisson* (ZIP) merupakan metode yang dapat menjadi alternatif untuk menganalisis data dengan variabel respon mengandung banyak nilai nol. Model tersebut digunakan apabila variabel respon mengandung nilai nol (*zero inflation*) yang lebih dari 50% (Lambert, 1992). Menurut Famoye dan Singh (2006), proporsi data yang bernilai nol adalah sekitar 63,7%.

Pada regresi ZIP, $\mathbf{y}=\left(y_1,\ldots,y_n\right)$ adalah independen dan

$$Y_i=\begin{cases}0, & \text{dengan probabilitas } p_i\\ Poisson(\lambda_i), & \text{dengan probabilitas } 1\text{-}p_i\end{cases}$$

sehingga distribusi probabilitas ZIP unuk variabel random y_i adalah sebagai berikut (Lambert, 1992).

$$P(Y_i = y_i) = \begin{cases} p_i + (1-p_i)\exp(-\lambda_i), y_i = 0, \lambda_i = 0 \\ \dfrac{(1-p_i)\exp(-\lambda_i)\lambda_i^{y_i}}{y_i!}, y_i = 1,2,\ldots; \lambda_i > 0 \end{cases} \quad (2.8)$$

dengan parameter $\boldsymbol{\lambda} = (\lambda_1,\ldots,\lambda_n)^T$ dan $\mathbf{p} = (p_1,\ldots,p_n)^T$ yang memenuhi persamaan $\lambda_i = \exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta})$ dan $\text{logit}(p_i) = \ln\left(\dfrac{p_i}{1-p_i}\right)$

dimana $p_i = \dfrac{\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\gamma})}{1+\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\gamma})}$, $(1-p_i) = \dfrac{1}{1+\exp(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\gamma})}$,

$\boldsymbol{\gamma} = [\gamma_0 \quad \gamma_1 \quad \gamma_2 \quad \cdots \quad \gamma_k]^T$.

2.6 Regresi *Generalized Poisson*

Model regresi *Generalized Poisson* (GP) digunakan apabila pada distribusi Poisson tidak terpenuhi asumsi equidispersi, yaitu over/under dispersi. Overdispersi adalah kondisi dimana nilai varians lebih besar daripada *mean*, sedangkan underdispersi terjadi apabila nilai varians lebih kecil daripada *mean*. Distribusi probabilitas GP dinyatakan sebagai berikut (Ozmen & Famoye, 2007).

$$f(y) = \left(\frac{\mu}{1+\varphi\mu}\right)^y \frac{(1+\varphi y)^{y-1}}{y!}\exp\left(\frac{-\mu(1+\varphi y)}{1+\varphi\mu}\right), \quad (2.9)$$

$$y = 0,1,2,\ldots;\ \mu>0;\ -\infty<\varphi<\infty$$

dimana φ adalah parameter dispersi, $E(Y) = \mu$ dan $Var(Y) = \mu(1+\varphi\mu)^2$. Apabila $\varphi = 0$ maka equidispersi sehingga model regresi yang digunakan adalah regresi Poisson.

Apabila $\varphi > 0$ maka model regresi GP mempresentasikan data *count* overdispersi sedangkan jika $\varphi < 0$ maka model regresi GP mempresentasikan data *count* underdispersi.
Model regresi GP adalah sebagai berikut.

$$\begin{aligned} \mu(\mathbf{x}) &= \exp\left(\mathbf{x}^T\boldsymbol{\beta}\right) \\ \ln\mu(\mathbf{x}) &= \mathbf{x}^T\boldsymbol{\beta} \end{aligned} \tag{2.10}$$

Pada regresi GP, estimasi parameter dilakukan dengan menggunakan *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Fungsi ln likelihood dari regresi GP adalah sebagai berikut.

$$\begin{aligned} \ln L(\boldsymbol{\beta},\varphi) = \sum_{i=1}^{n}\Bigg(& y_i\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta} - y_i\ln\left(1+\varphi\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)\right) \\ & +\left(y_i-1\right)\ln\left(1+\varphi y_i\right) - \ln y_i! \\ & -\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)\frac{\left(1+\varphi y_i\right)}{1+\varphi\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)}\Bigg) \end{aligned} \tag{2.11}$$

Turunan pertama terhadap $\boldsymbol{\beta}$ adalah:

$$\begin{aligned} \frac{\partial\ln L(\boldsymbol{\beta},\varphi)}{\partial\boldsymbol{\beta}} = \sum_{i=1}^{n}\Bigg(& y_i\mathbf{x}_i^T - y_i\varphi\mathbf{x}_i^T\frac{\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)}{1+\varphi\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)} \\ & +\left(1+\varphi y_i\right)\mathbf{x}_i^T\frac{\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)}{1+\varphi\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)} \\ & \left(1-\frac{\varphi\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)}{1+\varphi\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)}\right)\Bigg) \end{aligned} \tag{2.12}$$

Turunan pertama terhadap φ adalah:

$$\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta},\varphi)}{\partial \varphi} = \sum_{i=1}^{n}\left(-\frac{y_i \exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)}{1+\varphi\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)} + \frac{y_i\left(y_i-1\right)}{1+\varphi y_i} \right.$$

$$-\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)\left(y_i\left(1+\varphi\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)\right)^{-1}\right) \qquad (2.13)$$

$$\left. -\left(1+\varphi y_i\right)\left(1+\varphi\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)\right)^{-2}\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)\right)$$

Tetapi terkadang penurunan fungsi ln likelihood menghasilkan hasil yang implisit sehingga menggunakan metode numerik, salah satunya adalah metode *Berndt-Hall-Hall-Hausman* (BHHH).

2.7 Regresi *Zero-Inflated Generalized Poisson* (ZIGP)

Model regresi *Zero-Inflated Generalized Poisson* (ZIGP) digunakan untuk mengatasi pelanggaran asumsi *equidispersi* dengan proporsi data bernilai nol adalah sekitar 65,7% (Famoye & Singh, 2006). Fungsi distribusi ZIGP adalah sebagai berikut.

$$P(Y_i = y_i) = \begin{cases} p_i + (1-p_i)\exp\left(\dfrac{-\mu_i}{1+\varphi\mu_i}\right) \\ \text{, untuk } y_i = 0 \\ (1-p_i)\left(\dfrac{-\mu_i}{1+\varphi\mu_i}\right)^{y_i}\dfrac{\left(1+\varphi y_i\right)^{y_i-1}}{y_i!} \\ \exp\left(\dfrac{-\mu_i\left(1+\varphi y_i\right)^{y_i-1}}{1+\varphi\mu_i}\right), \text{untuk } y_i = 1,2,\ldots \end{cases} \qquad (2.14)$$

Fungsi μ_i dan p_i dalam persamaan (2.14) telah memenuhi $\ln\left(\mu_i\right) = \mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}$ dan $\text{logit}\left(p_i\right) = \ln\left(\dfrac{p_i}{1-p_i}\right) = \mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\gamma}$ sehingga bentuk fungsi distribusi ZIGP menjadi

$$P(Y_i = y_i) = \begin{cases} \dfrac{\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)}{1+\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)} + \dfrac{1}{1+\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)}\exp\left(-\dfrac{\exp\left(\mathbf{x}_i^T\right)}{1+\varphi\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)}\right) \\ \text{, untuk } y_i = 0 \\ \dfrac{1}{1+\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)}\left(\dfrac{\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)}{1+\varphi\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)}\right)^{y_i}\dfrac{\left(1+\varphi y_i\right)^{y_i-1}}{y_i!}\exp\left(-\dfrac{\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)\left(1+\varphi y_i\right)}{1+\varphi\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)}\right) \\ \text{, untuk } y_i = 1,2,\ldots \end{cases} \tag{2.15}$$

Mean dan varians distribusi ZIGP adalah

$$E(Y_i) = (1-p_i)\mu_i \tag{2.16}$$

dan

$$\begin{aligned} Var(Y_i) &= (1-p_i)[\mu_i^2 + \mu_i(1+\varphi\mu_i)^2] - (1-p_i)^2\mu_i^2 \\ &= E(Y_i)[(1+\varphi\mu_i)^2 + p_i\mu_i] \end{aligned} \tag{2.17}$$

serta model regresi ZIGP adalah sebagai berikut.

$$\mu_i = \exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)$$

$$p_i = \frac{\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\gamma}\right)}{1+\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\gamma}\right)} \text{ dan } \left(1-p_i\right) = \frac{1}{1+\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\gamma}\right)} \tag{2.18}$$

Apabila p_i dan μ_i dipengaruhi oleh matriks kovariat yang sama maka p_i adalah fungsi dari μ_i dengan rumus $\log\left(p_i\right) = \log\left(\dfrac{p_i}{1-p_i}\right) = -\tau\mathbf{x}^T\boldsymbol{\beta}$ sehingga model regresi ZIGP dapat pula ditulis sebagai berikut.

$$p_i = \frac{\exp\left(-\tau\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)}{1+\exp\left(-\tau\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)} \text{ dan } \left(1-p_i\right) = \frac{1}{1+\exp\left(-\tau\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)} \tag{2.19}$$

Model regresi ZIGP akan menjadi model regresi GP apabila $p_i = 0$ dan akan menjadi model regresi ZIP apabila $\varphi_i = 0$. Nilai p_i yang positif menggambarkan model regresi ZIGP, sedangkan nilai p_i yang negatif menggambarkan model regresi *zero-deflated generalized Poisson* (Famoye & Singh, 2006).

2.7.1 Penaksir Parameter Model Regresi *Zero-Inflated Generalized Poisson* (ZIGP)

Salah satu metode penaksir parameter suatu model yang telah diketahui distribusinya adalah metode *Maximum Likelihood Estimator* (MLE). Metode ini dilakukan dengan cara memaksimumkan fungsi likelihood. Fungsi likelihood regresi ZIGP adalah:

$$L(\boldsymbol{\theta}) = \prod_{i=1}^{n} P(Y_i = y_i)$$

$$L(\boldsymbol{\theta}) = \begin{cases} \prod_{i=1}^{n} \frac{1}{1+\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\gamma}\right)}\left[\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\gamma}\right) + \exp\left(\frac{-\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)}{1+\varphi\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)}\right)\right] \\ \text{, untuk } y_i = 0 \\ \prod_{i=1}^{n} \frac{1}{1+\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\gamma}\right)}\left(\frac{\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)}{1+\varphi\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)}\right)^{y_i} \\ \frac{\left(1+\varphi y_i\right)^{y_i-1}}{y_i!}\exp\left(\frac{-\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)\left(1+\varphi y_i\right)}{1+\varphi\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)}\right), \text{ untuk } y_i = 1,2,\ldots \end{cases} \tag{2.20}$$

dimana $\boldsymbol{\theta} = [\beta_1, \beta_2, \ldots, \beta_k, \gamma_1, \gamma_2, \ldots, \gamma_k, \varphi]$ dan fungsi ln likelihoodnya yaitu

- Untuk $y_i = 0$

$$\ln L(\boldsymbol{\theta}) = -\sum_{i=1}^{n} \ln\left(1+\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\gamma}\right)\right) +$$

$$\sum_{i=1}^{n} \ln\left[\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\gamma}\right) + \exp\left(\frac{-\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)}{1+\varphi\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)}\right)\right]$$

- Untuk $y_i > 0$

$$\ln L(\boldsymbol{\theta}) = -\sum_{i=1}^{n} \ln\left(1+\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\gamma}\right)\right) + \sum_{i=1}^{n} y_i \ln\left(\frac{\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)}{1+\varphi\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)}\right) +$$

$$\sum_{i=1}^{n}(y_i-1)\ln(1+\varphi y_i) - \sum_{i=1}^{n}\ln(y_i!) - \sum_{i=1}^{n}\frac{\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)(1+\varphi y_i)}{1+\varphi\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)}$$

Dengan demikian fungsi ln likelihood untuk ZIGP dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\ln L(\boldsymbol{\theta}) = -\sum_{i=1}^{n} \ln\left(1+\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\gamma}\right)\right) + \sum_{i=1}^{n} \ln\left[\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\gamma}\right) + \exp\left(\frac{-\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)}{1+\varphi\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)}\right)\right]$$

$$+\sum_{i=1}^{n} y_i \ln\left(\frac{\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)}{1+\varphi\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)}\right) + \sum_{i=1}^{n}(y_i-1)\ln(1+\varphi y_i)$$

$$-\sum_{i=1}^{n}\ln(y_i!) - \sum_{i=1}^{n}\frac{\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)(1+\varphi y_i)}{1+\varphi\exp\left(\mathbf{x}_i^T\boldsymbol{\beta}\right)} \tag{2.21}$$

Didefinisikan $Z_i \begin{cases} 1, & y_i = 0 \\ 0, & y_i = 1,2,\ldots \end{cases}$ maka fungsi ln likelihood ZIGP dapat pula ditulis sebagai berikut.

$$\ln L(\boldsymbol{\theta}) = \sum_{i=1}^{n} Zi \left[\ln\left(\exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\gamma}\right) - \exp\left(-\frac{\exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}\right)}{1+\varphi \exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}\right)} \right) \right) \right.$$
$$-\ln\left(1+\exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\gamma}\right)\right)\Big] + (1-Zi)\Big[-\ln\left(1+\exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\gamma}\right)\right)$$
$$+ y_i \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} - y_i \ln\left(1+\exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}\right)\right) + (y_i - 1)\ln(1+\varphi y_i)$$
$$\left. - \frac{\exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}\right)(1+\varphi y_i)}{1+\varphi \exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}\right)} - \ln y_i ! \right] \tag{2.22}$$

Turunan pertama terhadap $\boldsymbol{\beta}$ adalah:

$$\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\beta}} = \sum_{i=1}^{n} Zi \left[\frac{\exp\left(-\frac{\exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}\right)}{1+\varphi \exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}\right)} \right) \left(-\frac{\exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}\right)\mathbf{x}_i \left(1+\varphi \exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}\right)\right) - \exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}\right)\varphi \exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}\right)\mathbf{x}_i}{\left(1+\varphi \exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}\right)\right)^2} \right)}{\exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\gamma}\right) - \exp\left(-\frac{\exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}\right)}{1+\varphi \exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}\right)} \right)} \right]$$
$$+ (1-Zi)\left(y_i \mathbf{x}_i - y_i \frac{\varphi \exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}\right)}{1+\varphi \exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}\right)} - (1+\varphi y_i) \right.$$
$$\left. \frac{\exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}\right)\mathbf{x}_i \left(1+\varphi \exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}\right)\right) - \exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}\right)\varphi \exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}\right)\mathbf{x}_i}{\left(1+\varphi \exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}\right)\right)^2} \right) \tag{2.23}$$

Turunan pertama terhadap $\boldsymbol{\gamma}$ adalah:

$$\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\gamma}} = \sum_{i=1}^{n} Zi \left(\frac{\exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\gamma}\right)\mathbf{x}_i}{\exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\gamma}\right) + \exp\left(-\frac{\exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}\right)}{1+\varphi \exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}\right)} \right)} - \frac{\exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\gamma}\right)\mathbf{x}_i}{1+\exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\gamma}\right)} \right)$$

$$+\left(1-Zi\right)\left(-\frac{\exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\gamma}\right)\mathbf{x}_i}{1+\exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\gamma}\right)} \right) \tag{2.24}$$

$$= \sum_{i=1}^{n} \left(\frac{Zi \exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\gamma}\right)\mathbf{x}_i}{\exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\gamma}\right) + \exp\left(-\frac{\exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}\right)}{1+\varphi \exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}\right)} \right)} - \frac{\exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\gamma}\right)\mathbf{x}_i}{1+\exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\gamma}\right)} \right)$$

Turunan pertama terhadap φ adalah:

$$\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \varphi} = \sum_{i=1}^{n} Zi \frac{\exp\left(-\frac{\exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}\right)}{1+\varphi \exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}\right)} \right)\left(\exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}\right)\left(1+\varphi \exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}\right)\right)^{-2} \exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}\right) \right)}{\exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\gamma}\right) + \exp\left(-\frac{\exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}\right)}{1+\varphi \exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}\right)} \right)}$$

$$+\left(1-Zi\right) - y_i \frac{\exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}\right)}{1+\varphi \exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}\right)} + \left(y_i - 1\right)\frac{y_i}{1+\varphi y_i}$$

$$-\exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}\right) \frac{\left(y_i \left(1+\varphi \exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}\right)\right) - \left(1+\varphi y_i\right)\exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}\right) \right)}{\left(1+\varphi \exp\left(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}\right)\right)^2}$$

(2.25)

Hasil turunan pertama terhadap masing-masing parameter dari fungsi ln likelihood ternyata tidak berbentuk *close form* sehingga untuk mengestimasi parameter $\boldsymbol{\beta}$, $\boldsymbol{\gamma}$, dan φ diperlukan metode iterasi *Berndt-Hall-Hall-Hausman* (BHHH) dengan langkah-langkah sebagai berikut.

1. Membentuk vektor gradien $\mathbf{g}$ yang adalah derivatif parsial pertama dari fungsi ln likelihood.

$$\mathbf{g}\left(\hat{\boldsymbol{\theta}}\right)=\left[\frac{\partial \ln L\left(\boldsymbol{\theta}\right)}{\partial \theta_0} \quad \frac{\partial \ln L\left(\boldsymbol{\theta}\right)}{\partial \theta_1} \quad \cdots \quad \frac{\partial \ln L\left(\boldsymbol{\theta}\right)}{\partial \theta_k}\right]^T \tag{2.26}$$

2. Membentuk matriks Hessian $\mathbf{H}$.

$$\mathbf{H}\left(\hat{\boldsymbol{\theta}}\right)=-\sum_{i=1}^{n}\mathbf{g}_i\left(\hat{\boldsymbol{\theta}}\right)^T\mathbf{g}_i\left(\hat{\boldsymbol{\theta}}\right) \tag{2.27}$$

3. Mensubstitusikan nilai $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ pada vektor gradien $\mathbf{g}\left(\hat{\boldsymbol{\theta}}\right)$ dan matriks Hessian $\mathbf{H}\left(\hat{\boldsymbol{\theta}}\right)$.
4. Memulai iterasi mulai dari $m=0$ dengan persamaan $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{(m+1)}=\hat{\boldsymbol{\theta}}_{(m)}-\mathbf{H}^{-1}\left(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{(m)}\right)\mathbf{g}\left(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{(m)}\right)$.
5. Nilai $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{(m)}$ adalah sekumpulan penaksir parameter yang konvergen pada iterasi ke-m.

Apabila penaksir parameter yang konvergen belum didapatkan, maka melanjutkan kembali langkah 4 hingga iterasi ke $m=m+1$. Iterasi akan berhenti pada keadaan konvergen yaitu pada saat $\left\|\hat{\boldsymbol{\theta}}_{(m+1)}-\hat{\boldsymbol{\theta}}_{(m)}\right\|\leq\varepsilon$. Nilai ε adalah bilangan yang sangat kecil.

2.7.2 Pengujian Parameter Regresi *Zero-Inflated Generalized Poisson* (ZIGP)

Pengujian parameter dilakukan secara serentak dan secara parsial. Pengujian parameter secara serentak dilakukan untuk

mengetahui faktor yang berpengaruh signifikan terhadap model. Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut.

H_0: $\beta_1 = \beta_2 = \ldots = \beta_k = \gamma_1 = \gamma_2 = \ldots = \gamma_k$

H_1: minimal ada satu parameter $\theta_r \neq 0$; $r = 1, 2, \ldots, k$; $\theta_r = \beta_1, \beta_2, \ldots, \beta_k, \gamma_1, \gamma_2, \ldots, \gamma_k$

Statistik uji sebagai berikut.

$$G^2 = 2\left(\ln L(\hat{\Omega}) - \ln L(\hat{\omega})\right) \tag{2.28}$$

Tolak H_0 jika $G^2 > \chi^2_{v;\alpha}$, $v = n(\Omega) - n(\omega)$ atau jika *p-value* < α.

Pengujian parameter secara parsial dilakukan untuk menguji signifikansi parameter secara individu. Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut (Famoye & Singh, 2006).

H_0: $\theta_r = 0$

H_1: $\theta_r \neq 0$; $r = 1, 2, \ldots, k$

Statistik uji sebagai berikut,

$$W = \frac{\left(\hat{\theta}_r\right)^2}{SE\left(\hat{\theta}_r\right)^2} \tag{2.29}$$

dimana $\hat{\theta}$ adalah maksimum likelihood estimator parameter θ. Daerah penolakan pada pengujian ini adalah tolak H_0 jika $W > \chi^2_{1;\alpha}$ atau jika *p-value* < α. Terdapat alternatif lain untuk melakukan uji parameter secara parsial yaitu dengan menggunakan nilai Z.

$$Z = \frac{\left(\hat{\theta}_r\right)}{SE\left(\hat{\theta}_r\right)} \tag{2.30}$$

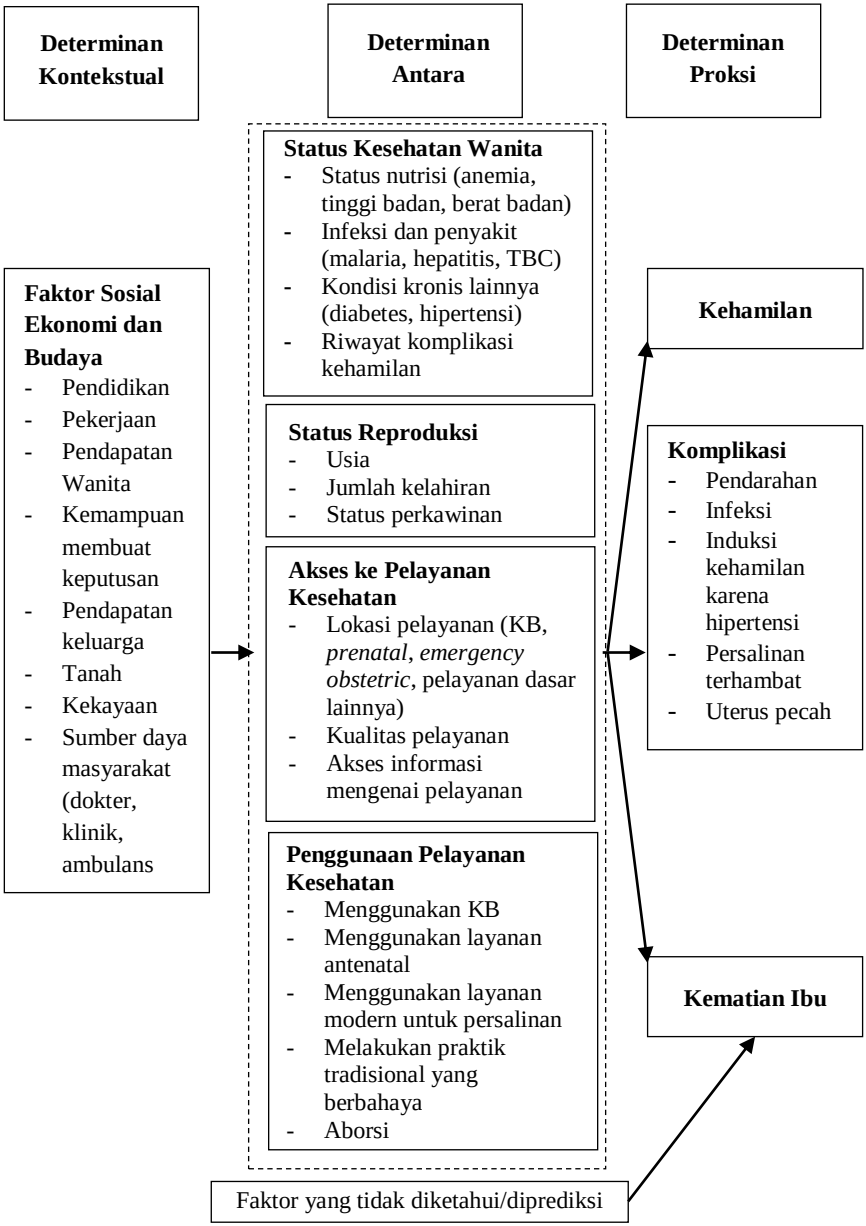
Daerah penolakannya adalah tolak H_0 jika $\left|Z_{\text{hitung}}\right| > Z_{\alpha/2}$ atau jika *p-value* < α.

2.8 Kematian Ibu

Kematian ibu merupakan kematian selama kehamilan atau dalam periode 42 hari setelah berakhirnya kehamilan yang diakibatkan oleh semua sebab yang berkaitan dengan kehamilan atau penanganannya (World Health Organization, 2020). Menurut Kementerian Pemberdayaan Perempuan dan Perlindungan Anak, Angka Kematian Ibu (AKI) menggambarkan angka kematian ibu akibat kehamilan, persalinan dan masa nifas pada tiap 100.000 kelahiran hidup dalam wilayah dan waktu tertentu. Menurut Kemenkes RI (2016), kematian ibu kemungkinan terjadi karena kualitas pelayanan kesehatan ibu yang belum memadai, kondisi ibu hamil yang tidak sehat dan faktor determinan lainnya. Kondisi ibu itu sendiri juga tidak dapat terlepas dari penyebab kematian ibu. Penyebab utama kematian ibu adalah hipertensi dalam kehamilan dan perdarahan *post partum*. Beberapa keadaan yang dapat menyebabkan kondisi ibu hamil tidak sehat antara lain adalah penanganan komplikasi, anemia, ibu hamil yang menderita diabetes, hipertensi, malaria, dan empat terlalu (terlalu muda <20 tahun, terlalu tua >35 tahun, terlalu dekat jaraknya 2 tahun, dan terlalu banyak anaknya >3 orang). Selain kondisi ibu, kesadaran masyarakat terhadap ibu kesehatan ibu hamil masih rendah. Kemeneg PP dan PA (2016) menyatakan bahwa masih banyak faktor 3 (tiga) T, yaitu: Terlambat mencapai fasilitas; Terlambat mendapatkan pertolongan; dan Terlambat mengenali tanda bahaya kehamilan dan persalinan. Selain itu juga disebabkan oleh 4 (empat) Ter: Terlalu muda; Terlalu tua; Terlalu sering melahirkan dan Terlalu banyak.

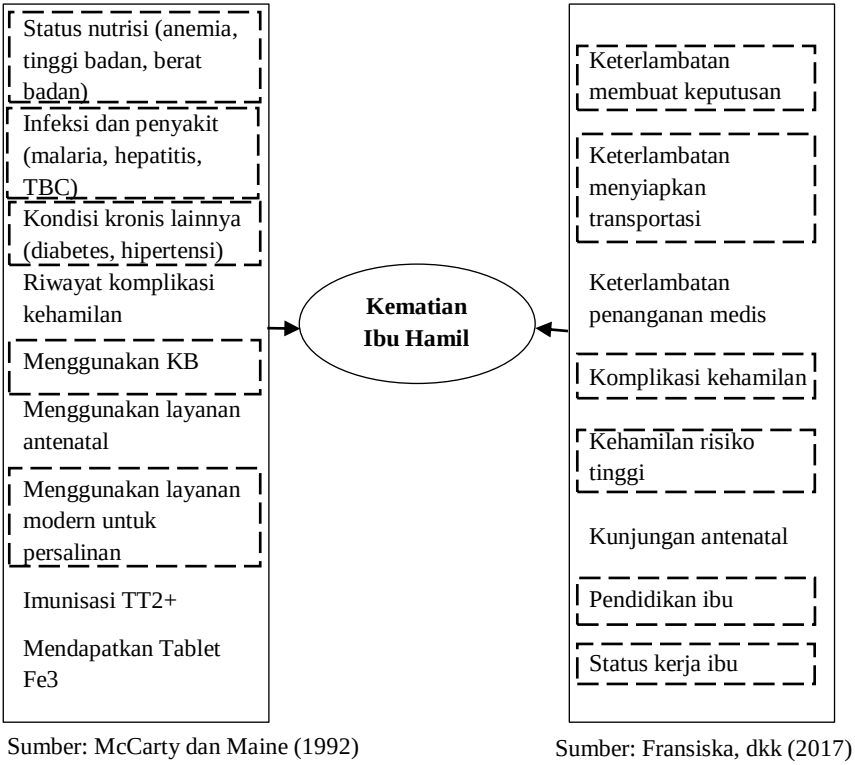
Terdapat kerangka kerja yang digunakan untuk menganalisis faktor-faktor penentu kematian ibu. Kerangka kerja tersebut tersusun atas tiga tahap yaitu deterinan kontekstual, (determinan jauh/*distant determinants*), determinan antara (*intermediate determinants*), dan determinan proksi (determinan dekat/*outcome*) yang merupakan komponen proses kematian ibu. Setiap faktor dalam kerangka kerja ini diduga mempengaruhi kematian ibu sehingga upaya-upaya yang dilakukan untuk mengurangi jumlah

kematian ibu harus dikaitkan dengan faktor-faktor tersebut (McCarthy & Maine, 1992). Kerangka konsep analisis determinan kematian ibu disajikan dalam Gambar 2.1.



Gambar 2.1 Kerangka Konsep untuk Analisis Determinan Kematian Ibu Menurut McCarty dan Maine (1992)

Berdasarkan penelitian-penelitian sebelumnya dan kerangka kerja pada Gambar 2.1, terdapat beberapa variabel yang mempengaruhi kematian ibu. Dengan mempertimbangkan ketersediaan data untuk tingkat kecamatan dan kesesuaian hubungan antara variabel respon dan variabel prediktor, maka hanya beberapa variabel saja yang digunakan dalam penelitian ini. Kerangka konsep penelitian ini disajikan pada Gambar 2.2.



Sumber: McCarty dan Maine (1992)

Sumber: Fransiska, dkk (2017)

: Variabel prediktor yang tidak digunakan dalam penelitian ini

Gambar 2. 2 Kerangka Konsep Penelitian

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder yang diambil dari publikasi Profil Kesehatan Dinas Kesehatan tahun 2017. Unit observasi yang digunakan sebanyak 94 kecamatan yang berada di 4 kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur yaitu Kota Surabaya, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Mojokerto, dan Kabupaten Lamongan.

3.2 Variabel Penelitian

Variabel respon yang digunakan dalam penelitian ini adalah jumlah kematian ibu hamil di 94 kecamatan pada Kota Surabaya, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Mojokerto, dan Kabupaten Lamongan tahun 2017 dan variabel prediktor yang digunakan adalah faktor-faktor yang diduga mempengaruhi jumlah kematian ibu hamil yang diperoleh dari penelitian-penelitian terdahulu. Variabel penelitian yang digunakan disajikan dalam Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Variabel Penelitian

Variabel	Keterangan
Y	Jumlah kematian ibu hamil
X_1	Persentase kunjungan K1
X_2	Persentase kunjungan K4
X_3	Persentase imunisasi TT2+
X_4	Persentase ibu hamil yang mendapatkan Fe3
X_5	Persentase ibu hamil dengan komplikasi

Definisi operasional dari variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

a. Jumlah kematian ibu hamil (Y) adalah jumlah ibu yang meningggal pada saat hamil.
b. Persentase kunjungan K1 (X_1) adalah jumlah ibu hamil yang telah mendapatkan pelayanan antenatal pertama kali oleh

tenaga kesehatan dibagi dengan jumlah total ibu hamil di suatu wilayah tertentu pada kurun waktu satu tahun dikalikan 100%.

c. Persentase kunjungan K4 (X_2) adalah jumlah ibu hamil yang telah mendapatkan pelayanan antenatal paling sedikit 4 kali sesuai jadwal yang diajukan di tiap semester dibagi dengan jumlah total ibu hamil di suatu wilayah tertentu pada kurun waktu satu tahun dikalikan 100%.
d. Persentase imunisasi TT2+ pada ibu hamil (X_3) adalah jumlah ibu hamil yang telah diimunisasi TT2+ dibagi dengan jumlah total ibu hamil di suatu wilayah tertentu pada kurun waktu satu tahun dikalikan 100%.
e. Persentase ibu hamil yang mendapatkan Fe3 (X_4) adalah jumlah ibu hamil yang mendapatkan Fe3 sebanyak 90 tablet dibagi dengan jumlah total ibu hamil di suatu wilayah dalam waktu tertentu dikalikan 100%.
f. Persentase ibu hamil dengan komplikasi (X_5) adalah hasil bagi antara jumlah ibu hamil yang mengalami komplikasi dengan jumlah ibu hamil di suatu wilayah tertentu pada kurun waktu satu tahun dikalikan 100%.

3.3 Struktur Data

Struktur data yang digunakan sesuai dengan jumlah variabel yang digunakan, yaitu satu variabel respon dan lima variabel prediktor. Jumlah kecamatan di Kota Surabaya, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Mojokerto, dan Kabupaten Lamongan sebanyak 94 kecamatan. Struktur data pada penelitian ini ditunjukkan pada Tabel 3.2.

Tabel 3.2 Struktur Data Penelitian

Kecamatan (i)	Y	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5
1	$Y_{1,1}$	$X_{1,1}$	$X_{2,1}$	$X_{3,1}$	$X_{4,1}$	$X_{5,1}$
2	$Y_{1,2}$	$X_{1,2}$	$X_{2,2}$	$X_{3,2}$	$X_{4,2}$	$X_{5,2}$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
i	$Y_{1,i}$	$X_{1,i}$	$X_{2,i}$	$X_{3,i}$	$X_{4,i}$	$X_{5,i}$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
94	$Y_{1,94}$	$X_{1,94}$	$X_{2,94}$	$X_{3,94}$	$X_{4,94}$	$X_{5,94}$

Struktur data variabel *dummy* yang merupakan 4 kabupaten/kota yaitu Kota Surabaya, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Mojokerto, dan Kabupaten Lamongan adalah sebagai berikut.

Tabel 3. 3 Struktur Data Penelitian untuk Variabel *Dummy*

Kabupaten/Kota	D_1	D_2	D_3
Surabaya	1	0	0
Sidoarjo	0	1	0
Mojokerto	0	0	1
Lamongan	0	0	0

3.4 Langkah Penelitian

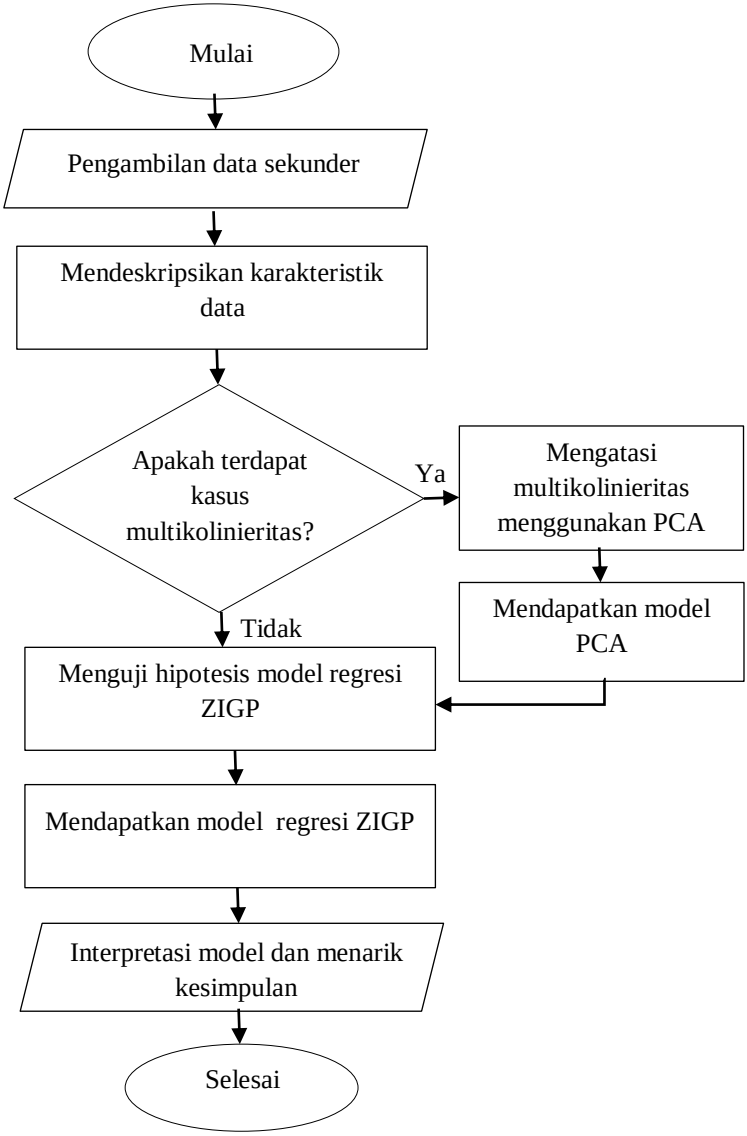
Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah Regresi *Zero-Inflated Generalized Poisson* (ZIGP). Langkah-kangkah analisis dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Mendeskripsikan karakteristik data jumlah kematian ibu hamil di 94 Kecamatan pada Kota Surabaya, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Mojokerto, dan Kabupaten Lamongan Tahun 2017 dan faktor-faktor yang mempengaruhinya menggunakan statistika deskriptif, yaitu *mean* pada persamaan 2.1, varians pada persamaan 2.2, maksimum, serta minimum.
2. Melakukan uji multikolinieritas menggunakan nilai VIF mengacu pada persamaan 2.5. Penanganan untuk kasus multikolinieritas dapat menggunakan *Principal Component Analysis* (PCA).

3. Menaksir parameter model regresi ZIGP menggunakan algoritma *Berndt-Hall-Hall-Hausman* (BHHH).
4. Menguji hipotesis model regresi ZIGP secara serentak dan parsial.
5. Mendapatkan model regresi ZIGP.
6. Menginterpretasikan model dan membuat kesimpulan.

3.5 Diagram Alir

Diagram alir yang digunakan sesuai langkah-langkah penelitian adalah sebagai berikut.



Gambar 3. 1 Diagram Alir Penelitian

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB IV

ANALISIS DAN PEMBAHASAN

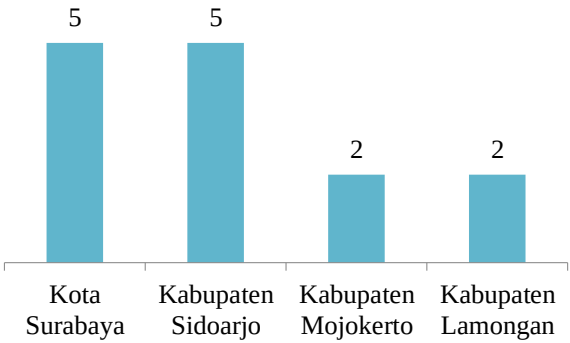
Bab ini akan membahas hasil analisis yang dapat menjawab rumusan masalah pada penelitian ini. Hasil analisis yang akan dibahas yaitu mengenai deskripsi karakteristik dari jumlah kematian ibu hamil di 94 Kecamatan pada Kota Surabaya, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Mojokerto, dan Kabupaten Lamongan serta faktor-faktor yang diduga mempengaruhinya. Selain itu, akan dibahas pula pemodelan faktor-faktor yang mempengaruhi kematian ibu hamil menggunakan regresi *Zero-Inflated Generalized Poisson* dengan cara melakukan penaksiran parameter model regresi ZIGP, menguji hipotesis model secara serentak dan parsial, dan mendapatkan model terbaik. Berikut merupakan hasil analisis dan pembahasannya.

4.1 Karakteristik Data Penelitian

Hal pertama yang dibahas pada Bab IV adalah analisis karakteristik data dari variabel penelitian yang meliputi variabel prediktor dan variabel respon. Pembahasan ini akan dibagi menjadi analisis karakteristik jumlah kematian ibu hamil di 94 kecamatan di Kecamatan pada Kota Surabaya, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Mojokerto, dan Kabupaten Lamongan serta analisis karakteristik faktor-faktor yang diduga mempengaruhinya.

4.1.1 Karakteristik Jumlah Kematian Ibu Hamil di 94 Kecamatan pada Kota Surabaya, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Mojokerto, dan Kabupaten Lamongan

Berdasarkan data dari Profil Kesehatan Provinsi Jawa Timur Tahun 2017, jumlah kematian ibu hamil di Kota Surabaya, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Mojokerto, dan Kabupaten Lamongan ditunjukkan pada Gambar 4.1.



Gambar 4. 1 Diagram Batang Jumlah Kematian Ibu Hamil di 4 Kabupaten/Kota di Jawa Timur Tahun 2017

Gambar 4.1 menunjukkan bahwa jumlah kematian ibu hamil pada Kota Surabaya, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Mojokerto, dan Kabupaten Lamongan yaitu sebanyak 14 kematian. Dari keempat kota/kabupaten tersebut, jumlah kematian ibu hamil tertinggi pada tahun 2017 berada di Kota Surabaya dan Kabupaten Sidoarjo dengan masing-masing sebanyak 5 kematian.

4.1.2 Karakteristik Faktor-Faktor yang Diduga Mempengaruhi Jumlah Kematian Ibu Hamil

Faktor-faktor yang diduga mempengaruhi jumlah kematian ibu hamil di 94 kecamatan pada Kota Surabaya, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Mojokerto, dan Kabupaten Lamongan tahun 2017 yaitu persentase kunjungan K1 (X_1), persentase kunjungan K4 (X_2), persentase imunisasi TT2+ pada ibu hamil (X_3), persentase ibu hamil yang mendapatkan Fe3 (X_4), dan persentase ibu hamil dengan komplikasi (X_5). Karakteristik jumlah kematian ibu hamil beserta faktor-faktor yang mempengaruhinya dapat diketahui melalui statistika deskriptif pada Tabel 4.2.

Tabel 4. 1 Karakteristik Jumlah Kematian Ibu Hamil dan Faktor-Faktor yang Diduga Berpengaruh

Variabel	*Mean*	Varians	Min	Maks
Jumlah Kematian Ibu Hamil (y)	0,149	0,128	0	1
Persentase K1 (x_1)	99,226	46,826	68,500	120,610
Persentase K4(x_2)	92,110	251,530	0,100	117,350
Persentase Imunisasi TT2+(x_3)	85,460	5564,800	0,000	653,590
Persentase Ibu Hamil mendapatkan Fe3 (x_4)	92,070	158,080	10,340	117,350
Persentase Ibu Hamil dengan Komplikasi (x_5)	20,000	0,001	19,920	20,090

Berdasarkan Tabel 4.1 dapat diketahui bahwa jumlah kematian ibu hamil yang merupakan variabel respon (Y) di 94 kecamatan memiliki nilai rata-rata sebesar 0,149 dan varians data sebesar 0,128. Nilai rata-rata lebih besar daripada varians data sehingga terdekteksi adanya pelanggaran asumsi equdispersi, yaitu underdispersi. Persentase kunjungan K1 (X_1) memiliki nilai rata-rata yang paling tinggi dibandingkan variabel prediktor lainnya, yaitu sebesar 99,226%. Variabel prediktor yang memiliki keragaman paling besar dibandingkan variabel prediktor lainnya adalah persentase imunisasi TT2+ pada ibu hamil (X_3), yaitu sebesar 5564,800. Variabel ini juga memiliki nilai minimum sebesar 0%, yang artinya diantara 94 kecamatan itu, ada ibu hamil yang tidak mendapatkan imunisasi TT2+. Pada 4 variabel prediktor terdapat nilai maksimum yang lebih dari seratus persen. Hal ini dikarenakan data jumlah ibu hamil yang melakukan kunjungan K1, kunjungan K4, yang mendapatkan imunisasi TT2+, dan yang mendapatkan Fe3 lebih banyak daripada jumlah ibu hamil di 94 kecamatan.

Selanjutnya dilakukan analisis untuk mengetahui hubungan variabel prediktor dan variabel respon pada penelitian ini. Analisis tersebut akan dibahas di subbab 4.2.

4.2 Pemodelan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Kematian Ibu Hamil di 94 Kecamatan pada Kota Surabaya, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Mojokerto, dan Kabupaten Lamongan Tahun 2017

Sebelum melakukan pemodelan faktor-faktor yang mempengaruhi kematian ibu hamil di 94 Kecamatan pada Kota Surabaya, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Mojokerto, dan Kabupaten Lamongan Tahun 2017 menggunakan regresi *Zero-Inflated Generalized Poisson*, hal yang dilakukan terlebih dahulu adalah mengidentifikasi korelasi antar variabel penelitian dan melakukan uji multikolinieritas.

4.2.1 Uji Multikolinieritas

Uji multikolinieritas dilakukan untuk mengetahui ada atau tidaknya hubungan linier antara variabel prediktor. Cara untuk mendeteksi multikolinieritas adalah menggunakan nilai VIF. Hasil uji multikolinieritas antar variabel prediktor ditunjukkan pada Tabel 4.4.

Tabel 4. 3 Uji Multikolinieritas Variabel Prediktor

	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5
VIF	1,415	2,161	1,020	2,500	1,045

Berdasarkan Tabel 4.4, nilai VIF pada setiap variabel prediktor bernilai kurang dari 10. Hal ini menunjukkan bahwa pada penelitian ini tidak terdapat kasus multikolinieritas antar variabel prediktor.

4.2.2 Pemodelan Jumlah Kematian Ibu Hamil di 94 Kecamatan pada Kota Surabaya, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Mojokerto, dan Kabupaten Lamongan menggunakan Regresi ZIGP

Sesuai dengan Gambar 4.2, jumlah kematian ibu hamil di 94 Kecamatan pada Kota Surabaya, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Mojokerto, dan Kabupaten Lamongan memiliki persentase data bernilai nol sebesar 85,11% yang berarti data tersebut dapat dimodelkan menggunakan model regresi *Zero-Inflated Generalized Poisson* (ZIGP). Lima variabel prediktor yang

diduga mempengaruhi jumlah kematian ibu hamil menghasilkan nilai taksiran parameter yang disajikan dalam Tabel 4.5.

Tabel 4. 4 Nilai Taksiran Parameter Regresi ZIGP

Parameter	Nilai Taksiran	SE	Z Hitung	*P-value*
β_0	-69,1149	1,1893	-58,1128	0,0000
β_1	0,1887	1,1893	0,1587	0,8739
β_2	0,1607	1,1893	0,1351	0,8925
β_3	0,1524	1,1893	0,1281	0,8981
β_4	0,1886	1,1893	0,1586	0,8740
β_5	3,3792	1,1893	2,8413	0,0045
β_{z1}	1,3343	1,1893	1,1219	0,2619
β_{z2}	1,5732	1,1893	1,3228	0,1859
β_{z3}	0,6123	1,1893	0,5148	0,6067
γ_0	0,0016	0,1170	0,0140	0,9888
γ_1	0,2713	0,1076	2,5216	0,0117
γ_2	0,2904	0,0233	12,4394	0,0000
γ_3	0,2938	0,0309	9,5170	0,0000
γ_4	0,2796	0,0776	3,6030	0,0003
γ_5	-4,6387	0,5492	-8,4456	0,0000
γ_{z1}	0,0428	2,0175	0,0212	0,9831
γ_{z2}	-0,0727	2,1789	-0,0334	0,9734
γ_{z3}	1,5036	8,8641	0,1696	0,8653
φ	1,7065	6,8471	0,2492	0,8032

Selanjutnya adalah melakukan pengujian hipotesis. Pengujian hipotesis dilakukan dengan serentak dan parsial mengacu pada Bab II bagian 2.7.2, persamaan 2.28 dan persamaan 2.30. Pada pengujian serentak diperoleh nilai G^2 sebesar 610,0779 dan nilai $\chi^2_{16;0,05}$ = 26,29623. Nilai G^2 lebih besar daripada nilai $\chi^2_{16;0,05}$ sehingga tolak H_0 dan dapat disimpulkan bahwa minimal ada satu variabel yang berpengaruh dalam model ZIGP ini. Pada pengujian parsial dilakukan dengan melihat *p-value* pada Tabel 4.5. Dengan taraf signifikansi α = 0,05, hanya variabel persentase ibu hamil dengan komplikasi (X_5) yang berpengaruh secara signifikan

terhadap jumlah kematian ibu hamil di 94 kecamatan tahun 2017 pada parameter **β**. Sedangkan untuk parameter **γ**, semua variabel prediktor, yaitu persentase kunjungan K1 (X_1), persentase kunjungan K4 (X_2), persentase imunisasi TT2+ pada ibu hamil (X_3), persentase ibu hamil yang mendapatkan Fe3 (X_4), dan persentase ibu hamil dengan komplikasi (X_5), berpengaruh signifikan terhadap jumlah kematian ibu hamil di 94 kecamatan pada Kota Surabaya, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Mojokerto, dan Kabupaten Lamongan tahun 2017. Terakhir, variabel kategorik yaitu 4 Kabupaten/Kota yang menghasilkan 3 variabel *dummy* baik parameter **β** dan **γ** tidak berpengaruh signifikan terhadap model. Artinya, keempat kabupaten/kota tidak memiliki pengaruh yang berbeda terhadap jumlah kematian ibu hamil.

Terbentuklah model regresi ZIGP untuk jumlah kematian ibu hamil di 94 kecamatan pada Kota Surabaya, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Mojokerto, dan Kabupaten Lamongan tahun 2017 sebagai berikut.

a. Model regresi *poisson state* untuk $\hat{\mu}$ pada Jumlah Kematian Ibu Hamil

$$\ln \hat{\mu} = -69{,}1149 + 0{,}1887x_{1i} + 0{,}1607x_{2i} + 0{,}1524x_{3i} + 0{,}1886x_{4i} + 3{,}3792x_{5i} + 1{,}3343z_1 + 1{,}5732z_2 + 0{,}6123z_3$$

dengan variabel yang signifikan adalah persentase ibu hamil dengan komplikasi (X_5). Interpretasinya yaitu setiap kenaikan satu persen ibu hamil yang memiliki komplikasi maka akan memperbesar rata-rata jumlah kematian ibu hamil sebesar $e^{3,3792}$ = 29,347 kali dengan asumsi variabel yang lain bernilai tetap.

b. Model regresi *zero state* untuk $\hat{p}$ pada Jumlah Kematian Ibu Hamil

$$\text{logit } \hat{p} = \ln\left(\frac{\hat{p}}{1-\hat{p}}\right) = \hat{\gamma} \text{ maka } \frac{\hat{p}}{1-\hat{p}} = \exp\left(\hat{\gamma}\right)$$

yang memiliki variabel yang signifikan yaitu persentase kunjungan K1 (X_1), persentase kunjungan K4 (X_2), persentase imunisasi TT2+ pada ibu hamil (X_3), persentase ibu hamil yang mendapatkan Fe3 (X_4), dan persentase ibu hamil dengan komplikasi (X_5). Interpretasinya:

1. Setiap penambahan satu persen ibu hamil yang melakukan kunjungan pemeriksaan K1 maka akan memperbesar peluang kematian ibu hamil sebesar $e^{0,2713}$ = 1,312 kali dibandingkan ibu hamil yang tidak melakukan kunjungan pemeriksaan K1.
2. Setiap kenaikan satu persen ibu hamil yang melakukan kunjungan pemeriksaan K4 maka akan memperbesar peluang kematian ibu hamil sebesar $e^{0,2904}$ = 1,337 kali dibandingkan ibu hamil yang tidak melakukan kunjungan pemeriksaan K4.
3. Setiap penambahan satu persen ibu hamil yang melakukan imunisasi TT2+ maka akan memperbesar peluang kematian ibu hamil sebesar $e^{0,2938}$ = 1,342 kali dibandingkan ibu hamil yang tidak melakukan imunisasi TT2+.
4. Setiap penambahan satu persen ibu hamil yang mendapatkan Fe3 maka akan memperbesar peluang kematian ibu hamil sebesar $e^{0,2796}$ = 1,323 kali dibandingkan ibu hamil yang tidak mendapatkan Fe3.
5. Setiap kenaikan satu persen ibu hamil dengan komplikasi maka akan memperkecil peluang kematian ibu hamil sebesar $e^{-4,6387}$ = 0,096 kali dibandingkan ibu hamil tanpa komplikasi.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan analisis yang telah dilakukan, diperoleh kesimpulan sebagai berikut.

1. Pada Tahun 2017 Kota Surabaya, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Mojokerto, dan Kabupaten Lamongan memiliki jumlah kematian ibu hamil sebanyak 14 kematian. Persentase kunjungan K1 (X_1) memiliki nilai rata-rata sebesar 99,226% yang merupakan nilai rata-rata paling tinggi. Variabel prediktor yang memiliki keragaman paling besar dibandingkan variabel prediktor lainnya adalah persentase imunisasi TT2+ pada ibu hamil (X_3).
2. Model faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah kematian ibu hamil di 94 kecamatan pada Kota Surabaya, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Mojokerto, dan Kabupaten Lamongan tahun 2017 adalah sebagai berikut.
   a. Model regresi *poisson state* untuk $\hat{\mu}$ pada Jumlah Kematian Ibu Hamil dengan variabel yang signifikan adalah persentase ibu hamil dengan komplikasi (X_5).

$$\ln \hat{\mu} = -69{,}1149 + 0{,}1887x_{1i} + 0{,}1607x_{2i} + 0{,}1524x_{3i} + 0{,}1886x_{4i} + 3{,}3792x_{5i} + 1{,}3343z_1 + 1{,}5732z_2 + 0{,}6123z_3$$

   b. Model regresi *zero state* untuk $\hat{p}$ pada Jumlah Kematian Ibu Hamil yang memiliki variabel yang signifikan yaitu persentase kunjungan K1 (X_1), persentase kunjungan K4 (X_2), persentase imunisasi TT2+ pada ibu hamil (X_3), persentase ibu hamil yang mendapatkan Fe3 (X_4), dan persentase ibu hamil dengan komplikasi (X_5).

$$\text{logit}\,\hat{p} = \ln\left(\frac{\hat{p}}{1-\hat{p}}\right) = \hat{\gamma} \text{ maka } \frac{\hat{p}}{1-\hat{p}} = \exp\left(\hat{\gamma}\right)$$

5.2 Saran

Saran yang dapat diberikan untuk penelitian selanjutnya adalah hendaknya dapat menggunakan variabel prediktor lain yang dapat dilihat di kerangka konsep McCarty dan Maine atau mempertimbangkan variabel prediktor yang pernah digunakan pada penelitian-penelitian sebelumnya agar mendapatkan model yang lebih baik. Perlu dipertimbangkan juga pemilihan tempat kabupaten/kota yang akan digunakan dalam penelitian agar data yang didapatkan homogen. Hendaknya tidak menggabungkan data kota dengan data kabupaten karena dikhawatirkan data uang didapatkan tidak homogen. Saran bagi Dinas Kesehatan Kota Surabaya, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Mojokerto, dan Kabupaten Lamongan yaitu sebaiknya memperhatikan variabel-variabel prediktor yang mempengaruhi kematian ibu hamil secara signifikan contohnya persentase kunjungan ibu hamil K1, persentase kunjungan K4, persentase imunisasi TT2+ pada ibu hamil, persentase ibu hamil yang mendapatkan Fe3, dan persentase ibu hamil dengan komplikasi.

DAFTAR PUSTAKA

Agresti, A. (2002). *Categorical Data Analysis (Second Edition).* New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.

Aini, Q. (2020). *Penaksiran Parameter dan Pengujian Hipotesis Geographically Weighted Bivariate Zero Inflated Generalized Poisson Regression (Studi Kasus : Jumlah Kematian Ibu Hamil dan Jumlah Kematian Ibu Nifas di Karesidenan Pekalongan Provinsi Jawa Tengah Tahun 2017).* Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Arista, R., & Salamah, M. (2013). *Faktor yang Mempengaruhi Jumlah Kematian Ibu Hamil di Jawa Timur Dengan Menggunakan Regresi Binomial Negatif dan Geographically Weighted Poisson Regression (GWPR).* Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Cameron, A. C., & Trivedi, P. K. (2013). *Regression Analysis of Count Data Seond Edition.* New York: Cambridge University Press.

Famoye, F., & Singh, K. P. (2006). "Zero-Inflated Generalized Poisson Regression Model with an Application to Domestic Violence Data". *Journal of Data Science 4*, hal. 117-130.

Fransiska, R. D., Respati, S. H., & Mudigdo, A. (2017). Analysis of Matenal Mortality Determinants in Bondowoso District, East Java. *Journal of Maternal and Child Health*, 76-88.

Gujarati, D. (2004). *Basic Economics Fourth Edition.* Singapore: McGraw-Hill Inc.

Johnson, R., & Wichern, D. 2007. Applied Multivarate Statistical Analysis 6th Edition. New Jersey: Person Prentice Hall.

Kementerian Kesehatan Republik Indonesia. (2016). *Pedoman Umum Pogram Indonesia Sehat dengan Pendekatan Keluarga.* Jakarta: Kementerian Kesehatan RI.

Kementerian Pemberdayaan Perempuan dan Perlindungan Anak (2016). *Kajian Partisipasi Organisasi Perempuan dalam Menurunkan Angka Kematian Ibu di Propinsi Jawa*

Barat. Jakarta: Kementerian Pemberdayaan Perempuan dan Perlindungan Anak.

Lambert, D. (1992). "Zero-Inflated Poisson Regression, With An Application to Defects in Manufacturing". *American Statistical Association and the American Society for Quality Control, Technometrics*, Vol. 34, No. 1, hal. 1-14.

Lestari, S. P. (2014). *Pemodelan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Jumlah Kasus Tetanus Neonatorum (TN) di Jawa Timur dengan Metode Regresi Zero-Inflated Generalized Poisson (ZIGP).* Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

McCarthy, J., & Maine, D. (1992). "A Framework for Analyzing the Determinants of Maternal Mortality. *Studies in Family Planning*, Vol. 23, No. 1, hal. 23-33.

Ozmen, I., & Famoye, F. (2007). "Count Regression Models with an Application to Zoological Data Containing Structural Zeros". *Journal of Data Science 5*, hal. 491-502.

Ratri, N. (2018, Oktober 02). *Ketimpangan Si Kaya dan Si Miskin di Kota Malang Tertinggi di Jawa Timur*. Retrieved from MalangTimes.com: https://www.malangtimes.com/baca/31804/20181002/111000/ketimpangan-si-kaya-dan-si-miskin-di-kota-malang-tertinggi-di-jawa-timur

Walpole, R. E. (1995). *Pengantar Statistika Edisi Ketiga, Alih Bahasa: Ir. Bambang Sumantri.* Jakarta: PT Gramedia Pustaka Utama.

World Health Organization. (2020). *Maternal mortality ratio (per 100 000 live births)*. Retrieved January 16, 2020, from World Health Organization: https://www.who.int/healthinfo/statistics/indmaternalmortality/en/

LAMPIRAN

Lampiran 1. Data Jumlah Kematian Ibu Hamil di 94 Kecamatan pada Kota Surabaya, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Mojokerto, dan Kabupatan Lamongan dengan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi

Kecamatan	y	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5
Sukomanunggal	0	102.17	100.31	90.94	101.37	20.05
Tandes	0	99.48	96.10	109.16	95.65	20.00
Asemworo	0	97.97	98.57	121.45	97.50	20.02
Benowo	0	102.81	101.31	121.67	101.69	19.98
Pakal	0	101.10	100.77	89.24	99.56	19.98
Lakarsantri	1	100.10	96.92	95.07	91.99	20.02
Sambikerep	0	98.65	99.32	99.32	97.38	19.98
Genteng	0	100.36	99.64	74.30	95.64	20.00
Tegalsari	0	100.97	99.86	71.15	98.82	19.97
Bubutan	0	90.65	82.41	72.13	83.79	20.03
Simokerto	0	81.46	79.38	87.22	79.12	20.01
Pabean Cantikan	0	101.30	98.78	103.65	99.22	20.00
Semampir	1	107.00	89.18	32.28	98.24	20.01
Krembangan	0	99.01	92.39	139.32	90.42	19.99
Bulak	0	109.35	99.86	87.62	98.90	19.94
Kenjeran	1	99.46	97.42	59.30	96.11	20.01
Tambaksari	1	100.67	96.33	79.51	96.68	20.00
Gubeng	0	99.26	95.74	98.02	91.87	20.02
Rungkut	0	104.31	97.16	73.80	96.89	19.98
Tenggilis	0	100.31	100.10	221.70	100.10	19.96
Gunung Anyar	0	100.09	99.45	34.80	98.62	20.02
Sukolilo	0	82.98	84.26	69.59	84.05	19.97
Mulyorejo	0	104.10	102.24	90.01	99.55	19.99
Sawahan	0	99.79	98.11	73.33	97.75	20.03
Wonokromo	0	101.27	96.89	263.88	97.19	19.99
Karang Pilang	1	100.15	100.00	59.83	100.90	19.97
Dukuh Pakis	0	99.56	88.42	124.37	87.87	20.00
Wiyung	0	101.51	100.09	68.36	100.62	20.00
Gayungan	0	98.95	98.20	95.95	101.35	19.94
Wonocolo	0	101.54	100.65	108.41	101.54	19.97
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
Solokuro	0	87.97	80.45	13.35	74.25	19.92
Paciran	0	98.04	88.37	653.59	88.24	20.00
Brondong	0	98.23	88.35	300.89	82.66	20.00

Lampiran 1. Data Jumlah Kematian Ibu Hamil di 94 Kecamatan pada Kota Surabaya, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Mojokerto, dan Kabupatan Lamongan dengan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi (Lanjutan)

z_1	z_2	z_3
1	0	0
1	0	0
1	0	0
1	0	0
1	0	0
1	0	0
1	0	0
1	0	0
1	0	0
1	0	0
1	0	0
1	0	0
1	0	0
1	0	0
1	0	0
1	0	0
1	0	0
1	0	0
1	0	0
1	0	0
1	0	0
1	0	0
1	0	0
1	0	0
1	0	0
1	0	0
1	0	0
1	0	0
1	0	0
1	0	0
1	0	0
1	0	0
⋮	⋮	⋮
0	0	0
0	0	0
0	0	0

Lampiran 2. *Output* Multikolinieritas

Coefficients[a]

Model		Unstandardized Coefficients B	Unstandardized Coefficients Std. Error	Standardized Coefficients Beta	t	Sig.	Correlations Zero-order	Correlations Partial	Correlations Part	Collinearity Statistics Tolerance	Collinearity Statistics VIF
1	(Constant)	-13.975	22.590		-.619	.538					
	x1	.002	.006	.036	.296	.768	.056	.032	.031	.707	1.415
	x2	-.007	.003	-.291	-1.919	.058	-.120	-.200	-.198	.463	2.161
	x3	-.001	.000	-.117	-1.123	.265	-.134	-.119	-.116	.980	1.020
	x4	.007	.005	.232	1.422	.159	.030	.150	.147	.400	2.500
	x5	.699	1.134	.065	.616	.539	.083	.066	.064	.957	1.045

a. Dependent Variable: y

Lampiran 4. *Syntax* Regresi ZIGP Menggunakan R

```
data=read.csv("D:/BAHAN KULIAH/sem 8
TA/data1.csv",header=TRUE,sep=",")
library(gamlss)
library(MASS)
library(hypergeo)
library(goft)
maxit=1000
y=as.matrix(data[,1])
n=nrow(data)
x=as.matrix(cbind(rep(1,n),data[,-c(1)]))
r=ncol(x)

####z_i
b=matrix(0,n,1)
z=matrix(0,n,1)
a=matrix(0,n,2)
for(i in 1:n)
{
  if (y[i]==0)
  {
    z[i]=1
    b[i]=0
  }
  if (y[i]!=0)
  {
    z[i]=0
    b[i]=1
  }
  b[i]=1-z[i]
  a[i,]=cbind(z[i],b[i])
}

z=a[,1]
b=a[,2]
a

#mencari parameter awal
library(AER)
k <- glm(ï..y ~. , family = poisson, data = data)
k$coefficients
beta=as.matrix(k$coefficients)
gamma=as.matrix(c(rep(0.287,1,9)))
fi=0.2
tetaawal<-as.matrix(c(beta,gamma,fi))

##  iterasi
set.seed(100)
eps=100
iterasi=0
while (eps > 0.0000000001 && iterasi<100)
{

  ########### turunan pertama
################################
```

```
  bx<-x%*%beta
  eb=exp(bx)

  gammax<-x%*%gamma
  egam=exp(gammax)

  lambda=eb/(1+(fi*eb))
  p=egam/(1+egam)
  p1=1/(1+egam)

  ##### turunan gamma
##############################################
  A11=matrix(0,n,1)
  A21=matrix(0,n,1)
  A31=matrix(0,n,1)
  dgamma=matrix(0,n,r)
  sumdgamma=matrix(0,r)
  for (j in 1:r)
  {
    for (i in 1:n)
    {
      A11[i,]=egam[i]+(exp(-lambda[i]))
      A21[i,]=(z[i]*egam[i])/A11[i,]
      A31[i,]=A21[i,]-p[i]
      dgamma[i,j]=A31[i,]*x[i,j]
      dgamma=ifelse(is.nan(dgamma),0,dgamma)
      dgamma
    }
  }


  ##### turunan beta
################################################
  B11=matrix(0,n,1)
  B21=matrix(0,n,1)
  B31=matrix(0,n,1)
  B1=matrix(0,n,r)
  B12=matrix(0,n,1)
  B22=matrix(0,n,1)
  B32=matrix(0,n,1)
  B2=matrix(0,n,r)
  dbeta=matrix(0,n,r)
  sumdbeta=matrix(0,r)
  for (j in 1:r)
  {
    for (i in 1:n)
    {
      B11[i,]=(eb[i]*(1+(fi*eb[i]))-
(eb[i]*fi*eb[i]))/(1+(fi*eb[i]))^2
      B21[i,]=exp(-lambda[i])*-B11[i,]
      B31[i,]=egam[i]+exp(-lambda[i])
      B1[i,]=z[i]*(B21[i,]/B31[i,])*x[i,j]
      B12[i,]=y[i]*fi*lambda[i]
      B22[i,]=(1+(fi*y[i]))*(eb[i]/(1+(fi*eb[i]))^2)
      B32[i,]=y[i]-B12[i,]-B22[i,]
      B2[i,]=b[i]*B32[i,]*x[i,j]
```

```
      dbeta[i,]=B1[i,]+B2[i,]
      dbeta=ifelse(is.nan(dbeta),0,dbeta)
      dbeta
    }
  }


  #### turunan fi
##############################################
  C11=matrix(0,n,1)
  C21=matrix(0,n,1)
  C12=matrix(0,n,1)
  C22=matrix(0,n,1)
  C32=matrix(0,n,1)
  C42=matrix(0,n,1)
  C52=matrix(0,n,1)
  C1=matrix(0,n,1)
  C2=matrix(0,n,1)
  dfi=matrix(0,n,1)
  sumdfi=matrix(0,1)
  for (i in 1:n)
  {
    C11[i]=(exp(-lambda[i]))*(lambda[i]^2)
    C21[i]=(egam[i]+exp(-lambda[i]))
    C1[i]=z[i]*(C11[i]/C21[i])
    C12[i]=y[i]*(-lambda[i])
    C22[i]=(y[i]*(y[i]-1))/(1+(fi*y[i]))
    C32[i]=(eb[i]*y[i]*(1+(fi*eb[i])))
    C42[i]=(((eb[i])^2)*(1+(fi*y[i])))
    C52[i]=(C32[i]-C42[i])/((1+(fi*eb[i]))^2)
    C2[i]=b[i]*(C12[i]+C22[i]-C52[i])
    dfi[i]=C1[i]+C2[i]
    dfi=ifelse(is.nan(dfi),0,dfi)
    dfi
  }


  I=cbind(dbeta,dgamma,dfi)
  sumdfi=sum(dfi)

  sumbet=rep(NA,r)
  for (l in 1:r)
    for(i in 1:n)
    {{
      sumbet[l]=sum(dbeta[,l])
    }}

  sumgam=rep(NA,r)
  for (l in 1:r)
    for(i in 1:n)
    {{
      sumgam[l]=sum(dgamma[,l])
    }}

  #parameter
  #I<-cbind(dbeta,dgamma,dfi)
```

```
  g=as.matrix(c(sumbet,sumgam,sumdfi))
  H=(-t(I)%*%(I))
  Hinv=ginv(H)
  teta=tetaawal-(Hinv%*%(g))

  eps<-(norm(teta-tetaawal,type=c("2")))
  pbeta<-teta[1:9]
  pgamma<-teta[10:18]
  pfi<-teta[19]
  teta=as.matrix(c(pbeta,pgamma,pfi))
  error=abs(teta-tetaawal)
  tetaawal<-teta
  eps=sqrt(sum(error^2))

  iterasi<-iterasi+1
}

teta
se<-sqrt(diag(-Hinv))
nilaiZ<-teta/se
pval=2*pnorm(abs(nilaiZ), lower.tail = FALSE)

{{

cat("=========================================================
===","\n")
  cat(" Estimasi Parameter ZIGPR Univariat di bawah
H1","\n")

cat("=========================================================
===","\n")
}

table=cbind(teta=round(teta,9),se,nilaiZ=round(nilaiZ,4),pva
l=round(pval,4))
  table2=data.frame(table,stringsAsFactors=FALSE)

rownames(table2)=c("b0","b1","b2","b3","b4","b5","z1_b","z2_
b","z3_b","gamma0","gamma1","gamma2","gamma3","gamma4","gamm
a5","z1_g","z2_g","z3_g","fi")
  colnames(table2)=c("Estimate","Std Error","Z value","P-
value")
  #write.table(table2,"E:/ZIGPR1.txt",sep="\t")
  print(table2)

{cat("=========================================================
====","\n")
  }}
pbx=x%*%pbeta
yhad=exp(pbx)
MSE=mean((yhad-y)^2)
MSE
yhad

################ ln likelihood ########################
ebb=exp(pbx)
```

```
ggammax<-x%*%pgamma
eggam=exp(ggammax)

lambda2=ebb/(1+(pfi*ebb))

D11=matrix(0,n,1)
D12=matrix(0,n,1)
D1=matrix(0,n,1)
D21=matrix(0,n,1)
D22=matrix(0,n,1)
D23=matrix(0,n,1)
D24=matrix(0,n,1)
D25=matrix(0,n,1)
D26=matrix(0,n,1)
D2=matrix(0,n,1)
D3=matrix(0,n,1)

for (i in 1:n)
{
  D11[i]=log((eggam[i])-exp(-lambda2[i]))
  D12[i]=log(1+eggam[i])
  D21[i]=-log(1+eggam[i])
  D22[i]=y[i]*pbx[i]
  D23[i]=y[i]*log(1+(pfi*ebb[i]))
  D24[i]=(y[i]-1)*log(1+pfi*y[i])
  D25[i]=(ebb[i]*(1+pfi*y[i]))/(1+pfi*ebb[i])
  D26[i]=log(factorial(y[i]))
  D1[i]=z[i]*(D11-D12)
  D2[i]=b[i]*(D21+D22-D23+D24-D25-D26)
  D3[i]=D1[i]+D2[i]
}
LOMEGA=sum(D3)

################ H0 Beta ########################
beta0=as.matrix(rep(teta[1],9))
bbeta0=x%*%beta0
ebb2=exp(bbeta0)

ggammax<-x%*%pgamma
eggam=exp(ggammax)

lambda3=ebb2/(1+(pfi*ebb2))

E11=matrix(0,n,1)
E12=matrix(0,n,1)
E1=matrix(0,n,1)
E21=matrix(0,n,1)
E22=matrix(0,n,1)
E23=matrix(0,n,1)
E24=matrix(0,n,1)
E25=matrix(0,n,1)
E26=matrix(0,n,1)
E2=matrix(0,n,1)
E3=matrix(0,n,1)
```

```
for (i in 1:n)
{
  E11[i]=log((eggam[i])-exp(-lambda2[i]))
  E12[i]=log(1+eggam[i])
  E21[i]=-log(1+eggam[i])
  E22[i]=y[i]*bbeta0[i]
  E23[i]=y[i]*log(1+(pfi*ebb2[i]))
  E24[i]=(y[i]-1)*log(1+pfi*y[i])
  E25[i]=(ebb2[i]*(1+pfi*y[i]))/(1+pfi*ebb2[i])
  E26[i]=log(factorial(y[i]))
  E1[i]=z[i]*(E11-E12)
  E2[i]=b[i]*(E21+E22-E23+E24-E25-E26)
  E3[i]=E1[i]+E2[i]
}
LH0_BETA=sum(E3)

################ H0 Gamma #########################
ebb=exp(pbx)

gamma0=as.matrix(rep(teta[10],9))
ggamma0<-x%*%gamma0
eggam2=exp(gamma0)

lambda2=ebb/(1+(pfi*ebb))

F11=matrix(0,n,1)
F12=matrix(0,n,1)
F1=matrix(0,n,1)
F21=matrix(0,n,1)
F22=matrix(0,n,1)
F23=matrix(0,n,1)
F24=matrix(0,n,1)
F25=matrix(0,n,1)
F26=matrix(0,n,1)
F2=matrix(0,n,1)
F3=matrix(0,n,1)

for (i in 1:n)
{
  F11[i]=log((eggam2[i])-exp(-lambda2[i]))
  F12[i]=log(1+eggam2[i])
  F21[i]=-log(1+eggam2[i])
  F22[i]=y[i]*pbx[i]
  F23[i]=y[i]*log(1+(pfi*ebb[i]))
  F24[i]=(y[i]-1)*log(1+pfi*y[i])
  F25[i]=(ebb[i]*(1+pfi*y[i]))/(1+pfi*ebb[i])
  F26[i]=log(factorial(y[i]))
  F1[i]=z[i]*(F11-F12)
  F2[i]=b[i]*(F21+F22-F23+F24-F25-F26)
  F3[i]=F1[i]+F2[i]
}
LH0_GAMMA=sum(F3)
################ H0  #########################

G11=matrix(0,n,1)
G12=matrix(0,n,1)
```

```
G1=matrix(0,n,1)
G21=matrix(0,n,1)
G22=matrix(0,n,1)
G23=matrix(0,n,1)
G24=matrix(0,n,1)
G25=matrix(0,n,1)
G26=matrix(0,n,1)
G2=matrix(0,n,1)
G3=matrix(0,n,1)

for (i in 1:n)
{
  G11[i]=log((eggam2[i])-exp(-lambda3[i]))
  G12[i]=log(1+eggam2[i])
  G21[i]=-log(1+eggam2[i])
  G22[i]=y[i]*bbeta0[i]
  G23[i]=y[i]*log(1+(pfi*ebb2[i]))
  G24[i]=(y[i]-1)*log(1+pfi*y[i])
  G25[i]=(ebb2[i]*(1+pfi*y[i]))/(1+pfi*ebb2[i])
  G26[i]=log(factorial(y[i]))
  G1[i]=z[i]*(G11-G12)
  G2[i]=b[i]*(G21+G22-G23+G24-G25-G26)
  G3[i]=G1[i]+G2[i]
}
LH0=sum(G3)
################ uji serentak
#######################################
LOMEGA
LH0_BETA
LH0_GAMMA
LH0
n_omegabesar=18
n_omegakecil=2
n=94
v=n_omegabesar-n_omegakecil
df1=v+2
csqtbl=qchisq(0.95,v)
csqtbl
Gsquare_Beta=2*(LOMEGA-LH0_BETA)
Gsquare_Gamma=2*(LOMEGA-LH0_GAMMA)
Gsquare=2*(LOMEGA-LH0)
Gsquare_Beta
Gsquare_Gamma
Gsquare
AIC=(-2*LOMEGA)+(2*df1)
AICc=AIC+((2*df1*(df1+1))/(n-df1-1))

{{
  cat("=======================","\n")
  cat("   AIC AICc","\ n")
  cat("=======================","\n")
}
  table3=cbind(AIC,AICc)
  table4=data.frame(table3,stringsAsFactors=FALSE)
  rownames(table4)=c(" ")
  colnames(table4)=c("AIC","AICc")
```

```
#write.table(table2,"E:/ZIGPR1.txt",sep="\t")
print(table4)
{cat("======================","\n")
}}
```

Lampiran 5. *Output* Estimasi dan Pengujian Parameter Menggunakan R

```
==================================================
 Estimasi Parameter ZIGPR Univariat di bawah H1
==================================================
            Estimate  Std Error  Z value P-value
b0     -69.114860773 1.18932234 -58.1128  0.0000
b1       0.188733646 1.18932234   0.1587  0.8739
b2       0.160698989 1.18932234   0.1351  0.8925
b3       0.152354400 1.18932234   0.1281  0.8981
b4       0.188604509 1.18932234   0.1586  0.8740
b5       3.379210882 1.18932234   2.8413  0.0045
z1_b     1.334250626 1.18932234   1.1219  0.2619
z2_b     1.573239006 1.18932234   1.3228  0.1859
z3_b     0.612286171 1.18932234   0.5148  0.6067
gamma0   0.001636445 0.11695548   0.0140  0.9888
gamma1   0.271252818 0.10757099   2.5216  0.0117
gamma2   0.290391560 0.02334456  12.4394  0.0000
gamma3   0.293805295 0.03087159   9.5170  0.0000
gamma4   0.279551306 0.07758811   3.6030  0.0003
gamma5  -4.638681502 0.54924367  -8.4456  0.0000
z1_g     0.042845928 2.01748225   0.0212  0.9831
z2_g    -0.072681881 2.17891295  -0.0334  0.9734
z3_g     1.503603612 8.86413315   0.1696  0.8653
fi       1.706497750 6.84708693   0.2492  0.8032
==================================================
Gsquare
[1] 610.0779
```

Lampiran 6. Surat Keterangan Pengambilan Data

SURAT PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini, mahasiswa Departemen Statistika FSAD ITS:

Nama : Syarifah Nisrina Hasna Salby

NRP : 06211640000048

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

Sumber : Publikasi Profil Kesehatan Dinas Kesehatan Kota Surabaya, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Mojokerto, dan Kabupaten Lamongan Tahun 2017

Keterangan : Data Jumlah Kematian Ibu Hamil dan Faktor-Faktor yang Diduga Mempengaruhinya

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

Mengetahui
Pembimbing Tugas Akhir

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

Surabaya, 16 Juni 2020

Syarifah Nisrina Hasna Salby
NRP. 06211640000048

*(coret yang tidak perlu)

BIODATA PENULIS

Penulis bernama lengkap Syarifah Nisrina Hasna Salby lahir di Samarinda pada tanggal 18 Februari 1999 dari pasangan Bapak Said Salim dan Ibu Febby Surtriani. Penulis menempuh pendidikan formal di SDN 005 Samarinda Ulu, SMPN 4 Samarinda, dan SMAN 3 Samarinda. Setelah lulus SMA penulis diterima sebagai Mahasiswa Departemen Statistika ITS melalui jalur Mandiri pada tahun 2016. Penulis yang merupakan anak pertama dari 4 bersaudara ini mengikuti beberapa kegiatan di KM ITS selama masa kuliah, yaitu *Staff Data Analysis* Divisi PSt HIMASTA-ITS 2017/2018 dan Sekretaris PSt HIMASTA-ITS 2018/2019, *Staff* Badan Khusus Kemuslimahan JMMI ITS 2017/2018 dan *Mid-Leader* Badan Khusus Kemuslimahan JMMI ITS 2018. Penulis juga pernah mengikuti beberapa kegiatan yang berhubungan dengan ilmu statistika yaitu jasa *tutor, job survey, project entry data* dan analisis. Hal ini penulis lakukan agar dapat mengimplementasikan ilmu statistika. Pada bulan Juni-Juli 2019 penulis berkesempatan untuk melakukan kerja praktik di PDAM Surya Sembada Kota Surabaya bidang Penelitian dan Pengembangan. Apabila pembaca ingin memberikan masukan, kritik dan saran serta ingin berdiskusi lebih lanjut mengenai Tugas Akhir ini, pembaca dapat menghubungi penulis melalui email nisrina.ica@gmai.com atau nomor telepon 085250592690.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)