

**PEMODELAN *LINEARIZED RIDGE MM-ESTIMATOR*
PADA DATA ANGKA KEMATIAN BAYI DI PROVINSI
SULAWESI SELATAN TAHUN 2020**

SKRIPSI



MUSFIRA HIDAYAH

H051191019

**PROGRAM STUDI STATISTIKA DEPARTEMEN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS HASANUDDIN**

MAKASSAR

2023

**PEMODELAN *LINEARIZED RIDGE MM-ESTIMATOR*
PADA DATA ANGKA KEMATIAN BAYI DI
PROVINSI SULAWESI SELATAN TAHUN 2020**

SKRIPSI

**Diajukan sebagai salah satu syarat memperoleh gelar Sarjana Sains pada
Program Studi Statistika Departemen Statistika Fakultas Matematika dan
Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin**

MUSFIRA HIDAYAH

H051191019

**PROGRAM STUDI STATISTIKA DEPARTEMEN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS HASANUDDIN
MAKASSAR
AGUSTUS 2023**

HALAMAN PERNYATAAN KEOTENTIKAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini menyatakan dengan sungguh-sungguh bahwa skripsi yang saya buat dengan judul:

Pemodelan *Linearized Ridge MM-Estimator* Pada Data Angka Kematian Bayi Di Provinsi Sulawesi Selatan Tahun 2020

adalah benar hasil karya saya sendiri, bukan hasil plagiat dan belum pernah dipublikasikan dalam bentuk apapun

Makassar, 8 Agustus 2023



Musfira Hidayah

NIM H051191019

**PEMODELAN *LINEARIZED RIDGE MM-ESTIMATOR* PADA
DATA ANGKA KEMATIAN BAYI DI PROVINSI SULAWESI
SELATAN TAHUN 2020**

Disetujui Oleh:

Pembimbing Utama




Sitti Sahriman, S.Si., M.Si.
NIP. 198810182015042002

Pembimbing Pertama



Andi Kresna Jaya, S.Si., M.Si.
NIP. 197312282000031001

Ketua Program Studi



Dr. Anna Islamiyati, S.Si., M.Si.
NIP. 197708082005012002

Pada : 8 Agustus 2023

HALAMAN PENGESAHAN

Skripsi ini diajukan oleh :

Nama : Musfira Hidayah
NIM : H051191019
Program Studi : Statistika
Judul Skripsi : Pemodelan *Linearized Ridge MM-Estimator* Pada Data Angka Kematian Bayi Di Provinsi Sulawesi Selatan Tahun 2020

Telah berhasil dipertahankan dihadapan Dewan Penguji dan diterima sebagai bagian persyaratan yang diperlukan untuk memperoleh gelar Sarjana Sains pada Program Studi Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin.

DEWAN PENGUJI

1. Ketua : Sitti Sahriman, S.Si., M.Si. (.....)
2. Sekretaris : Andi Kresna Jaya, S.Si., M.Si. (.....)
3. Anggota : Anisa, S.Si., M.Si. (.....)
4. Anggota : Siswanto, S.Si., M.Si. (.....)

Ditetapkan di : Makassar

Tanggal : 8 Agustus 2023

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabaraktuh

Puji syukur penulis panjatkan kepada Allah *Subhanahu Wa Ta'ala* atas segala limpahan rahmat, hidayah, dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan penyusunan skripsi ini. Shalawat serta salam senantiasa tercurahkan kepada baginda Rasulullah *Shallallahu 'Alaihi Wa Sallam* beserta keluarga dan para sahabatnya. *Alhamdulillahirobbil'amin*, berkat nikmat kemudahan dan pertolongan yang diberikan oleh Allah *Subhanahu Wa Ta'ala*, penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul “**Pemodelan *Linearized Ridge MM-Estimator* Pada Data Angka Kematian Bayi Di Provinsi Sulawesi Selatan Tahun 2020**” yang disusun sebagai salah satu syarat akademik untuk memperoleh gelar sarjana pada Program Studi Statistika Departemen Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin.

Penulis menyadari bahwa dalam penyelesaian skripsi ini tidak lepas dari bantuan dan dorongan dari berbagai pihak yang senantiasa turut membantu dalam bentuk moril maupun materil sehingga dengan segala keterbatasan kemampuan dan pengetahuan, penulis dapat menyelesaikan skripsi ini. Oleh karena itu, penulis menyampaikan ucapan terima kasih yang setulus-tulusnya serta penghargaan yang setinggi-tingginya kepada Ayahanda **Muhajir** dan Ibunda **Nurhidayah** yang telah dengan sabar dan bangga membesarkan anak perempuan satu-satunya serta memberikan dukungan penuh, pengorbanan luar biasa, limpahan cinta dan kasih sayang, kesabaran hati, serta dengan ikhlas telah menemani setiap langkah penulis dengan doa dan restu mulianya. Terimakasih selalu berjuang untuk kehidupan penulis, sehat selalu dan hiduplah lebih lama dan harus selalu ada disetiap perjalanan dan pencapaian hidup penulis. Ucapan terima kasih juga penulis haturkan kepada Adik tersayang penulis **Muh. Farhan** yang senantiasa memberikan dukungan serta doa agar penulis terus semangat dalam menyelesaikan skripsi ini, serta keluarga besar penulis, terima kasih atas dukungannya dan doanya selama ini.

Penghargaan yang tulus dan ucapan terima kasih dengan penuh keikhlasan dan ketulusan juga penulis ucapkan kepada:

1. **Bapak Prof. Dr. Ir. Jamaluddin Jompa, M.Sc.**, selaku Rektor Universitas Hasanuddin beserta seluruh jajarannya.
2. **Bapak Dr. Eng. Amiruddin**, selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin beserta seluruh jajarannya.
3. **Ibu Dr. Anna Islamiyati, S.Si., M.Si.**, selaku Ketua Departemen Statistika, segenap Dosen Pengajar dan Staf yang telah membekali ilmu dan kemudahan kepada penulis dalam berbagai hal selama menjadi Mahasiswa di Departemen Statistika.
4. **Ibu Sitti Sahriman, S.Si., M.Si.** selaku Pembimbing Utama penulis yang telah ikhlas meluangkan waktu dan pemikirannya ditengah berbagai kesibukan untuk senantiasa memberikan pengetahuan, semangat dan motivasi kepada penulis dari awal hingga selesainya penulisan tugas akhir ini.
5. **Bapak Andi Kresna Jaya, S.Si., M.Si.** selaku Pembimbing Pertama penulis yang telah meluangkan waktunya ditengah kesibukan untuk memberikan arahan kepada penulis.
6. **Bapak Siswanto, S.Si., M.Si.** selaku Tim Penguji sekaligus Penasehat Akademik penulis yang telah meluangkan waktu dan pemikirannya untuk senantiasa memberikan arahan, dorongan semangat, serta kritik dan saran yang membangun kepada penulis dalam penyempurnaan tugas akhir ini.
7. **Ibu Anisa, S.Si., M.Si.** selaku Tim Penguji yang telah meluangkan waktu dalam memberikan motivasi serta kritikan yang membangun kepada penulis dalam penyempurnaan tugas akhir ini.
8. Sahabat-Sahabat tercinta penulis sejak di bangku SMA, **Reski Lestari Tanur, Rosmina Al Munawwar, Bahrianti, Bau Elis Erisyah, Nuranita Rahmat dan Nurul Titik Ashari** yang telah menjadi sahabat dan saudara terbaik serta senantiasa memberikan semangat, mendengarkan keluh kesah penulis dan menemani perjalanan suka dan duka penulis selama ini. Semoga Allah selalu menjaga dan memudahkan segala urusan kalian.
9. **Fachraeni Ulfiana** yang selalu menemani penulis selama proses pengerjaan skripsi. Terima kasih telah memberikan semangat dan dukungan kepada penulis dalam penyusunan skripsi ini.

10. Teman seperjuangan di **Statistika 2019** yang telah banyak membantu dan kebersamai penulis selama dibangku kuliah ini. Terima kasih atas segala bantuan, waktu, support dan kebaikan yang telah diberikan kepada penulis selama ini.
11. Kepada seluruh pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu, terima kasih setinggi-tingginya untuk segala dukungan, partisipasi, dan apresiasi yang diberikan kepada penulis.

Penulis menyadari bahwa masih banyak kekurangan dalam penyusunan skripsi ini, untuk itu dengan segala kerendahan hati penulis memohon maaf. Akhir kata, semoga tulisan ini dapat memberikan manfaat untuk berbagai pihak.

Makassar, 8 Agustus 2023



Musfira Hidayah

**PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR UNTUK
KEPENTINGAN AKADEMIK**

Sebagai civitas akademik Universitas Hasanuddin, saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Musfira Hidayah
NIM : H051191019
Program Studi : Statistika
Departemen : Statistika
Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Jenis Karya : Skripsi

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Hasanuddin **Hak Bebas Royalti Non-eksklusif (*Non-exclusive Royalty- Free Right*)** atas tugas akhir saya yang berjudul:

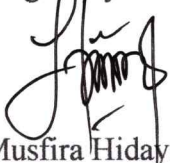
“Pemodelan *Linearized Ridge MM-Estimator* Pada Data Angka Kematian Bayi Di Provinsi Sulawesi Selatan Tahun 2020”

Beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Terkait dengan hal di atas, maka pihak universitas berhak menyimpan, mengalih-media/format-kan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (*database*), merawat dan memublikasikan tugas akhir saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Dibuat di Makassar tanggal 8 Agustus 2023

Yang menyatakan,


(Musfira Hidayah)

ABSTRAK

Analisis regresi adalah analisis yang digunakan untuk mengetahui hubungan antara variabel dependen dengan variabel independen. Beberapa asumsi yang menjadi syarat dalam analisis regresi adalah tidak terjadi multikolinearitas dan data berdistribusi normal. Namun, dalam pemodelan regresi terkadang ditemukan pelanggaran asumsi seperti terjadi multikolinearitas dan data tidak berdistribusi normal yang disebabkan karena *outlier*. Penanganan multikolinearitas dilakukan dengan metode *linearized ridge regression*, sementara *outlier* diatasi menggunakan metode *robust MM-estimator*. Kedua metode tersebut dapat dikombinasikan menjadi metode *linearized ridge MM-estimator* (LRMM) yang dapat mengatasi masalah multikolinearitas dan *outlier* yang terjadi secara simultan. Penelitian ini menggunakan data angka kematian bayi di Provinsi Sulawesi Selatan Tahun 2020 yang terdiri dari variabel independen yaitu jumlah bayi mendapat vitamin A, jumlah bayi berat badan lahir rendah, jumlah ibu bersalin ditolong nakes dan jumlah bayi diberi ASI eksklusif. Tujuan penelitian ini adalah untuk mendapatkan estimasi parameter model LRMM dan faktor-faktor yang signifikan berpengaruh terhadap angka kematian bayi di Provinsi Sulawesi Selatan Tahun 2020. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model LRMM memiliki nilai *mean absolute error* (MAE) sebesar 2.376831 dan *mean absolute percentage error* (MAPE) sebesar 31.78622 nilai tersebut lebih kecil dibandingkan dengan metode *linearized ridge regression* (LRR) yang memiliki nilai MAE sebesar 3.006007 dan MAPE sebesar 79.18507. Pada tingkat signifikansi sebesar 5% faktor-faktor yang berpengaruh signifikan terhadap angka kematian bayi di Provinsi Sulawesi Selatan Tahun 2020 adalah jumlah bayi mendapat vitamin A, jumlah ibu bersalin di tolong nakes dan jumlah bayi diberi ASI eksklusif.

Kata Kunci: Angka Kematian Bayi, Multikolinearitas, *Outlier*, *Linearized ridge MM-estimator*

ABSTRACT

Regression analysis is a method employed to discern the relationship between a dependent variable and independent variables. Several assumptions serve as prerequisites for regression analysis, including the absence of multicollinearity and the normal distribution of data. Nonetheless, in regression modeling, violations of these assumptions, such as multicollinearity and non-normally distributed data often attributed to outliers, can arise. Multicollinearity is addressed through the linearized ridge regression method, while outliers are handled using the robust MM-estimator technique. These two methods can be combined into the linearized ridge MM-estimator (LRMM) method, which simultaneously tackles issues of multicollinearity and outliers. This study employs data pertaining to infant mortality rates in the South Sulawesi Province for the year 2020, encompassing independent variables like the number of infants receiving vitamin A, the count of infants with low birth weight, the quantity of mothers assisted by healthcare providers during childbirth, and the number of infants exclusively breastfed. The objective of this study is to obtain parameter estimations for the LRMM model and identify significant factors influencing infant mortality rates in South Sulawesi Province for the year 2020. The research findings indicate that the LRMM model exhibits a mean absolute error (MAE) of 2.376831 and a mean absolute percentage error (MAPE) of 31.78622. These values are smaller compared to the linearized ridge regression (LRR) method, which has an MAE of 3.006007 and a MAPE of 79.18507. At a significance level of 5%, the factors significantly influencing infant mortality rates in South Sulawesi Province for the year 2020 are the number of infants receiving vitamin A, the count of mothers assisted by healthcare providers during childbirth, and the number of infants exclusively breastfed.

Keywords: *Infant Mortality Rate, Multicollinearity, Outlier, Linearized Ridge MM-Estimator.*

DAFTAR ISI

HALAMAN SAMPUL	i
HALAMAN JUDUL	ii
HALAMAN PERNYATAAN KEOTENTIKAN	iii
HALAMAN PERSETUJUAN PEMBIMBING	iv
HALAMAN PENGESAHAN	v
KATA PENGANTAR	vi
HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI	ix
ABSTRAK	x
ABSTRACT	xi
DAFTAR ISI	xii
DAFTAR TABEL	xv
DAFTAR GAMBAR	xvi
DAFTAR LAMPIRAN	xvii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah.....	3
1.3 Batasan Masalah	4
1.4 Tujuan Penelitian	4
1.5 Manfaat Penelitian	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	5
2.1 Regresi Linier Berganda	5
2.2 Metode Kuadrat Terkecil	6
2.3 Multikolinearitas	6
2.3.1 Nilai Korelasi.....	6
2.3.2 <i>Variance Inflation Factor</i>	8
2.4 <i>Outlier</i>	8
2.5 <i>Linearized Ridge Regression</i>	8
2.6 Regresi <i>Robust</i>	9
2.6.1 <i>Robust M-Estimator</i>	9
2.6.2 <i>Robust S-Estimator</i>	10

2.6.3	<i>Robust MM-Estimator</i>	10
2.7	Fungsi Objektif dan Fungsi Pembobot	11
2.8	Pengujian Signifikansi Parameter	11
2.8.1	Uji Simultan.....	11
2.8.2	Uji parsial	12
2.9	Pemilihan Model Terbaik	12
2.9.1	<i>Mean Absolute Error</i>	12
2.9.2	<i>Mean Absolute Percentage Error</i>	13
2.10	Angka Kematian Bayi.....	13
2.11	Pemberian Vitamin A Pada Bayi	13
2.12	Berat Badan Lahir Rendah.....	14
2.13	Persalinan Ditolong Tenaga Kesehatan	14
2.14	Pemberian ASI Eksklusif Pada Bayi.....	14
BAB III	METODOLOGI PENELITIAN	15
3.1.	Data	15
3.2.	Variabel Penelitian.....	15
3.3.	Metode Analisis	15
BAB IV	HASIL DAN PEMBAHASAN	18
4.1.	Estimasi Parameter.....	18
4.1.1	Estimasi Parameter <i>Linearized Ridge Regression</i>	18
4.1.2	Estimasi Parameter <i>Linearized Ridge MM-Estimator</i>	21
4.2.	Uji Multikolinearitas.....	23
4.3.	Pendeteksian <i>Outlier</i>	25
4.4.	Pemodelan <i>Linearized Ridge MM-Estimator</i>	25
4.5.	Pengujian Signifikansi Parameter	34
4.5.1	Uji Simultan.....	34
4.5.2	Uji Parsial	35
4.6.	Pengujian Asumsi Model <i>Linearized Ridge MM-Estimator</i>	35
4.6.1.	Uji Multikolinearitas.....	35
4.6.2.	Uji Normalitas.....	36
4.7.	Pemilihan Model Terbaik	37
BAB V	KESIMPULAN DAN SARAN	38

5.1. Kesimpulan	38
5.2. Saran	38
DAFTAR PUSTAKA	39
LAMPIRAN.....	44

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1. Pedoman Derajat Hubungan.....	7
Tabel 3. 1. Variabel Dependen dan Variabel Independen.....	15
Tabel 4. 1. Matriks Korelasi.....	23
Tabel 4. 2. Nilai VIF.....	24
Tabel 4. 3. Hasil Uji DFFITS	25
Tabel 4. 4. Hasil Estimasi Parameter MKT.....	26
Tabel 4. 5. Nilai Pembobot awal w_i	28
Tabel 4. 6. Hasil Estimasi Parameter <i>Robust S-estimator</i>	29
Tabel 4. 7. Nilai Pembobot baru w_i	31
Tabel 4. 8. Hasil Estimasi Parameter <i>Robust MM-estimator</i>	32
Tabel 4. 9. Hasil Estimasi Parameter <i>Linearized ridge MM-Estimator</i>	33
Tabel 4. 10. Nilai t_{hitung}	35
Tabel 4.11. Perbandingan Nilai Standar Residual.....	36
Tabel 4.12. Uji Normalitas Model LRMM	36
Tabel 4. 13. Perbandingan Ukuran Kebaikan Model	37

DAFTAR GAMBAR

Gambar 4. 1 Plot Uji Normalitas Residual Metode LRMM..... 37

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1. Data Penelitian.....	45
Lampiran 2. Pendeteksian <i>Outlier</i> Dengan Menggunakan <i>DFFITs</i>	46
Lampiran 3. Hasil Perhitungan Nilai Estimasi <i>Robust S-Estimator</i>	47
Lampiran 4. Hasil Perhitungan Nilai Estimasi <i>Robust MM-Estimator</i>	48
Lampiran 5. Nilai-nilai yang digunakan untuk menghitung <i>d</i>	49

BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Angka kematian bayi (AKB) merupakan salah satu indikator yang penting untuk menggambarkan derajat kesehatan masyarakat di suatu wilayah. AKB merupakan jumlah bayi yang meninggal sebelum mencapai usia satu tahun yang terjadi per 1000 kelahiran hidup pada satu tahun tertentu (Dinkes Sulsel, 2021). AKB rentan terhadap keadaan lingkungan tempat tinggal. Oleh karena itu, AKB merupakan tolak ukur yang sensitif untuk setiap tindakan yang dilakukan pemerintah, terutama di bidang Kesehatan (Marizal dan Monalisa, 2022).

Berdasarkan data profil kesehatan Provinsi Sulawesi Selatan Tahun 2020, AKB di Sulawesi selatan sebesar 754. Angka ini relatif lebih rendah dari tahun 2019 yaitu sebesar 919. Walaupun jumlahnya telah menurun, namun masih perlu peranan semua pihak untuk membantu menurunkan angka tersebut. Ada banyak faktor yang mempengaruhi angka kematian bayi, antara lain bayi yang diberi ASI eksklusif, bayi yang diberi vitamin A, bayi berat badan lahir rendah (BBLR), dan pelayanan persalinan difasilitas Kesehatan Kesehatan (Marizal dan Monalisa, 2022). Untuk mengetahui faktor-faktor yang signifikan terhadap angka kematian bayi diperlukan suatu analisis yaitu analisis regresi.

Analisis regresi adalah analisis yang digunakan untuk mengetahui hubungan antara variabel dependen dengan variabel independen (Pratiwi, 2016). Metode yang paling umum digunakan untuk mengestimasi parameter regresi adalah metode kuadrat terkecil (MKT), yang dapat menghasilkan estimasi parameter yang baik jika asumsi klasik terpenuhi. Namun, jika terjadi pelanggaran asumsi klasik, maka estimator yang dihasilkan bersifat bias dan hasil estimasi model regresinya menjadi tidak tepat atau tidak akurat (Aflakhah *et al.*, 2020).

Pelanggaran asumsi yang umumnya terjadi yaitu data tidak berdistribusi normal. Salah satu penyebabnya karena adanya *outlier* dalam data. *Outlier* merupakan data yang menyimpang dari sekumpulan data yang lainnya (Daniel, 2019) . Ada dua cara untuk mengatasi hal tersebut, pertama dapat dilakukan dengan menghapus *outlier* dalam data. Namun, beberapa data *outlier* seringkali memberikan informasi yang penting, sehingga tidak dapat dihilangkan begitu saja.

Cara kedua dengan tetap mempertahankan seluruh data, tetapi dilakukan analisis untuk mengatasi *outlier* (Perihatini, 2018). Salah satu analisis yang dapat digunakan untuk mengatasi *outlier* yaitu regresi *robust*.

Regresi *robust* merupakan metode regresi yang digunakan ketika distribusi residual tidak normal atau terdapat *outlier* yang mempengaruhi model (Susanti *et al.*, 2014). Regresi *robust* digunakan agar model regresi yang dihasilkan kekar (*robust*) terhadap *outlier*. Regresi *robust* memiliki beberapa estimasi yaitu estimasi *least median square* (LMS), *least trimmed square* (LTS), *method of moment* (MM), *maximum likelihood type* (M), dan *Scale* (S) (Chen, 2002). Kelima metode tersebut memiliki kelemahan dan kelebihan masing-masing. M-estimator memiliki efisiensi yang tinggi, tetapi *breakdown point* 0. LMS, LTS dan S-estimator memiliki *breakdown point* yang tinggi (BDP = 0.5), akan tetapi efisiensinya sangat rendah. Sedangkan MM-estimator merupakan gabungan efisiensi tinggi dari M-estimator dan *breakdown point* tinggi dari S-estimator (Shodiqin *et al.*, 2018)

Pelanggaran asumsi yang umum terjadi pada pemodelan regresi yang melibatkan banyak variabel independen adalah multikolinearitas. Hal ini terjadi karena variabel-variabel independen dalam model linier memiliki hubungan linear yang signifikan. Multikolinearitas dapat mengakibatkan beberapa masalah dalam analisis regresi, seperti membuat estimasi koefisien regresi menjadi tidak stabil, menyebabkan standar residual koefisien menjadi besar, dan menyebabkan koefisien regresi menjadi tidak signifikan (Pratiwi, 2016). Terdapat beberapa metode yang dapat digunakan untuk mengatasi multikolinearitas pada data.

Hoerl dan Kennard (1970) memperkenalkan metode yang dapat mengatasi masalah multikolinearitas dalam model regresi, yaitu regresi *ridge*. Metode ini digunakan untuk mengurangi efek multikolinearitas dengan menambahkan konstanta bias k . Karena sulitnya menentukan k yang optimal pada regresi *ridge*, maka dibentuk metode baru yaitu *generalized ridge regression* (GRR). Metode ini merupakan pengembangan dari regresi *ridge* dengan menggunakan konstanta bias k yang berbeda untuk masing-masing variabel independennya (Arashi *et al.*, 2019). Selanjutnya, Liu dan Gao (2011) memperkenalkan metode *linearized ridge regression* (LRR) yang merupakan penggabungan dari estimator *generalized*

ridge dan estimator Liu. Metode ini menghasilkan estimator yang memiliki kelebihan yaitu pemilihan konstanta optimal yang mudah ditentukan dan juga nilai *prediction error sum of square* (PRESS) yang minimum (Adam, 2021).

Jadhav dan Kashid (2014) melakukan penelitian yang membahas mengenai metode *linearized ridge M-estimator* yang digunakan untuk mengatasi masalah multikolinearitas dan *outlier* yang terjadi secara simultan. Selanjutnya, Adam (2021) menggunakan metode LRR untuk mengatasi masalah multikolinearitas pada data angka kematian bayi di provinsi Sulawesi selatan tahun 2019. Penelitian lainnya yang dilakukan oleh Pangesti *et.al* (2021) menggunakan metode regresi *ridge robust S, M*, dan *MM-estimator* untuk mengatasi masalah multikolinearitas dan pencilan.

Metode *robust MM-estimator* memiliki efisiensi dan nilai *breakdown point* yang tinggi, sehingga cocok untuk mengatasi data yang mengandung *outlier* atau melanggar asumsi normalitas. Di sisi lain, metode LRR lebih mudah digunakan dalam mengatasi masalah multikolinearitas karena konstanta taksiran metode LRR lebih mudah ditentukan dibandingkan dengan regresi *ridge*. Oleh karena itu, peneliti ingin melakukan penelitian untuk memodelkan *linearized ridge MM-estimator* pada data angka kematian bayi di Sulawesi Selatan pada tahun 2020 dan mendapatkan Faktor-faktor yang berpengaruh signifikan terhadap angka kematian bayi di Provinsi Sulawesi Selatan.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan di atas, maka rumusan masalah dalam penelitian ini yaitu:

1. Bagaimana mendapatkan estimasi parameter model *linearized ridge MM-estimator* pada data angka kematian bayi di Provinsi Sulawesi Selatan Tahun 2020?
2. Bagaimana mendapatkan faktor-faktor yang signifikan berpengaruh terhadap angka kematian bayi di Provinsi Sulawesi Selatan Tahun 2020?

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini adalah:

1. Data yang digunakan adalah data angka kematian bayi di Provinsi Sulawesi Selatan tahun 2020.
2. Fungsi pembobot yang digunakan adalah pembobot *Tukey Bisquare*.
3. Pemilihan model terbaik berdasarkan nilai MAE dan MAPE

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini yaitu:

1. Untuk mendapatkan estimasi parameter model *linearized ridge MM-estimator* pada data angka kematian bayi di Provinsi Sulawesi Selatan Tahun 2020.
2. Untuk mendapatkan faktor-faktor yang signifikan berpengaruh terhadap angka kematian bayi di Provinsi Sulawesi Selatan Tahun 2020.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini adalah:

1. Menambah wawasan penulis mengenai penerapan ilmu statistika dibidang kesehatan khususnya dalam memodelkan *linearized ridge MM-estimator* pada data angka kematian bayi Provinsi Sulawesi Selatan tahun 2020.
2. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan masukan kepada pemerintah khususnya instansi terkait seperti Dinas Kesehatan dalam menangani masalah kematian bayi di Provinsi Sulawesi Selatan.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Regresi Linier Berganda

Regresi linier berganda merupakan model persamaan yang menjelaskan hubungan satu variabel dependen (y) dan variabel independen (x). Regresi linier berganda bertujuan untuk memprediksi nilai variabel dependen apabila nilai variabel-variabel independennya diketahui. Persamaan umum regresi linier berganda dapat ditulis sebagai berikut (Montgomery dan Peck, 1992) :

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \cdots + \beta_j X_{ij} + \cdots + \beta_p X_{ip} + e_i \quad (2.1)$$

dengan,

y_i = variabel dependen untuk observasi ke- i ($i = 1, 2, \dots, n$)

β_0 = konstanta

β_j = koefisien regresi variabel independen ke- j ($j = 1, 2, \dots, n$)

X_{ij} = variabel independen ke- j untuk observasi ke- i

e_i = variabel residual ke- i

Persamaan (2.1) dapat diubah ke dalam bentuk matriks, sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & X_{11} & X_{12} & \cdots & X_{1p} \\ 1 & X_{21} & X_{22} & \cdots & X_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & X_{n1} & X_{n2} & \cdots & X_{np} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_p \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_n \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{e} \quad (2.2)$$

dengan:

\mathbf{y} = Vektor pada variabel dependen yang berukuran ($n \times 1$)

\mathbf{X} = Matriks pada variabel independen yang berukuran ($n \times (p + 1)$)

$\boldsymbol{\beta}$ = Vektor parameter yang berukuran $((p + 1) \times 1)$

\mathbf{e} = Vektor residual yang berukuran ($n \times 1$)

2.2 Metode Kuadrat Terkecil

Metode kuadrat terkecil (MKT) merupakan salah satu metode untuk mengestimasi parameter β . Tujuan dari metode ini adalah meminimumkan jumlah kuadrat residual e_i (Perihantini, 2018). Dari persamaan (2.2) fungsi kuadrat residual dapat ditulis:

$$\begin{aligned}
 S(\beta) &= \sum_{i=1}^n e_i^2 = e'e \\
 &= (\mathbf{y} - \mathbf{X}\beta)'(\mathbf{y} - \mathbf{X}\beta) \\
 &= (\mathbf{y}' - \beta'\mathbf{X}')(\mathbf{y} - \mathbf{X}\beta) \\
 &= \mathbf{y}'\mathbf{y} - \mathbf{y}'\mathbf{X}\beta - \beta'\mathbf{X}'\mathbf{y} + \beta'\mathbf{X}'\mathbf{X}\beta \\
 &= \mathbf{y}'\mathbf{y} - 2\beta'\mathbf{X}'\mathbf{y} + \beta'\mathbf{X}'\mathbf{X}\beta
 \end{aligned} \tag{2.3}$$

Kemudian persamaan (2.3) diturunkan secara parsial terhadap β dan disamakan dengan nol. sehingga diperoleh estimator kuadrat terkecil untuk parameter $\hat{\beta}$ sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 \frac{\partial(\mathbf{y}'\mathbf{y} - 2\beta'\mathbf{X}'\mathbf{y} + \beta'\mathbf{X}'\mathbf{X}\beta)}{\partial\beta} &= \mathbf{0} \\
 -2\mathbf{X}'\mathbf{y} + 2\mathbf{X}'\mathbf{X}\hat{\beta} &= \mathbf{0} \\
 2\mathbf{X}'\mathbf{X}\hat{\beta} &= 2\mathbf{X}'\mathbf{y} \\
 \mathbf{X}'\mathbf{X}\hat{\beta} &= \mathbf{X}'\mathbf{y} \\
 (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{X}\hat{\beta} &= (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{y} \\
 \hat{\beta}_{MKT} &= (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{y}
 \end{aligned} \tag{2.4}$$

2.3 Multikolinearitas

Multikolinearitas terjadi ketika dua atau lebih variabel independen dalam model memiliki hubungan yang kuat satu sama lain. Ada beberapa cara yang dapat digunakan dalam mendeteksi adanya multikolinearitas pada data antara lain:

2.3.1 Nilai Korelasi

Pendeteksian multikolinearitas menggunakan nilai korelasi merupakan metode paling sederhana dan paling mudah. Nilai korelasi adalah ukuran seberapa kuat hubungan antara dua variabel. Untuk menghitung nilai koefisien korelasi digunakan persamaan berikut (Sarwono, 2006):

$$\rho = \begin{bmatrix} 1 & r_{12} & \dots & r_{ip} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{1p} & r_{2p} & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

$$r_{ij} = \frac{1}{n-2} \sum_{r=1}^n \left(\frac{x_{ir} - \bar{X}_i}{\sqrt{S_{ii}}} \right) \left(\frac{x_{jr} - \bar{X}_j}{\sqrt{S_{jj}}} \right) \quad (2.5)$$

Dengan:

r_{ij} = korelasi antara variabel X_i dan X_j

\bar{X}_i = rata-rata variabel X_i

\bar{X}_j = rata-rata variabel X_j

S_{ii} = standar deviasi variabel X_i

S_{jj} = standar deviasi variabel X_j

Untuk $i = j$ menghasilkan $r = 1$

Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut (Jabnabillah dan Margina, 2022):

H_0 : Tidak ada hubungan yang signifikan

H_1 : Terdapat hubungan yang signifikan

Dasar pengambilan keputusannya adalah jika nilai *p-value* < 0.05 maka berkorelasi dan sebaliknya jika nilai *p-value* > 0.05 maka tidak berkorelasi. Nilai korelasi juga dapat dibandingkan dengan r_{tabel} dengan ketentuan, jika nilai korelasi > r_{tabel} maka berkorelasi dan sebaliknya jika nilai korelasi < r_{tabel} maka tidak berkorelasi. Adapun pedoman derajat hubungan dijelaskan pada Tabel 2.1 berikut:

Tabel 2. 1. Pedoman Derajat Hubungan

Interval koefisien	Tingkat hubungan
0.00 – 0.199	Sangat Lemah
0.20 – 0.399	Lemah
0.40 – 0.599	Sedang
0.60 – 0.799	Kuat
0.80 – 1.000	Sangat kuat

2.3.2 Variance Inflation Factor

Variance inflation factor (VIF) digunakan untuk mengukur seberapa besar pengaruh korelasi antar variabel bebas pada model regresi. Gejala multikolinieritas terjadi jika nilai $VIF \geq 10$. Nilai VIF dapat dilihat dari diagonal utama invers matriks korelasi (Muayyad, 2018). Perhitungan nilai VIF dapat dilakukan menggunakan rumus berikut (Montgomery dan Peck, 1992):

$$VIF_j = \frac{1}{1 - R_j^2} \quad (2.6)$$

dengan R_j^2 adalah nilai koefisien determinasi masing-masing variabel

2.4 Outlier

Outlier merupakan titik-titik data yang tidak mengikuti pola data lainnya. Keberadaan *outlier* akan mengganggu dalam proses analisis data dan harus dihindari. Salah satu metode yang dapat digunakan untuk mendeteksi adanya *outlier* adalah *difference in fit standardized* (DFFITs). Metode *DFFITs* merupakan gabungan antara metode *leverage* (h_{ii}) dan t_i . t_i adalah *R-student* (*studentized deleted residual*) untuk kasus ke- i . Rumus untuk menghitung nilai *DFFITs* yaitu (Mardiana, 2019):

$$DFFITs = t_i \left(\frac{h_{ii}}{1 - h_{ii}} \right)^{\frac{1}{2}} \quad (2.7)$$

Dengan

$$t_i = e_i \sqrt{\frac{n - p - 1}{SSE(1 - h_{ii}) - e_i^2}} \quad (2.8)$$

dengan e_i adalah residual ke- i dan adalah SSE jumlah kuadrat residual. Suatu data akan dikatakan *outlier* apabila $|DFFITs| > 2 \sqrt{\frac{p}{n}}$ dengan p adalah banyaknya parameter dalam model dan n adalah banyaknya obeservasi.

2.5 Linearized Ridge Regression

Pada tahun 2011, Liu dan Gao memperkenalkan suatu metode yang dinamai *linearized ridge regression* (LRR). Metode ini merupakan pengembangan dari metode Liu dan *generalized ridge*, dengan menggunakan konstanta bias d berbeda

untuk masing-masing variabel bebas. Metode ini digunakan untuk mengatasi masalah multikolinearitas pada data. Metode LRR menghasilkan estimator yang dinamakan estimator LRR. Estimator LRR diperoleh dengan menggunakan hubungan antara $\hat{y}_{(j)GR}(k_j) = \hat{y}_{(j)L}(d_j)$, yaitu:

$$\begin{aligned} \hat{\beta}_{GR} &= \mathbf{Q}\hat{y}_{GR} \\ &= \mathbf{Q} \begin{pmatrix} (\hat{y}_K)_1 \\ \vdots \\ (\hat{y}_K)_p \end{pmatrix} = \mathbf{Q} \begin{pmatrix} (\hat{y}_{k_1})_1 \\ \vdots \\ (\hat{y}_{k_p})_p \end{pmatrix} = \mathbf{Q} \begin{pmatrix} (\hat{y}_{d_p})_1 \\ \vdots \\ (\hat{y}_{d_p})_p \end{pmatrix} \\ \hat{\beta}_{LRR} &= \mathbf{Q}((\mathbf{\Lambda} + \mathbf{I})^{-1}(\mathbf{C}'\mathbf{y} + \text{diag}(d_1, d_2, \dots, d_p)\hat{\mathbf{y}})) \end{aligned} \quad (2.9)$$

2.6 Regresi Robust

Regresi *robust* merupakan alat penting untuk menganalisa data yang dipengaruhi oleh *outlier* sehingga dihasilkan model yang *robust* atau *resistance* terhadap *outlier* (Widodo dan Dewayanti, 2016). Menurut Chen (2002) metode-metode estimasi dalam regresi robust adalah estimasi M (*maximum likelihood type*), estimasi LTS (*least trimmed squares*), estimasi S (*scale*), dan estimasi MM (*method of moment*).

2.6.1 Robust M-Estimator

Regresi *robust* diperkenalkan oleh Huber (1981) sebagai model regresi yang digunakan untuk menganalisis data yang dipengaruhi oleh *outlier*. Salah satu estimasi dalam regresi *robust* yaitu *M-estimator*. *M-Estimator* digunakan untuk meminimumkan fungsi objektif (ρ) Fungsi objektif merupakan fungsi yang digunakan untuk mencari fungsi pembobot pada regresi, berikut persamaan fungsi tersebut (Ghazali *et al.*, 2015).

$$\begin{aligned} \hat{\beta}_M &= \min_{\beta} \sum_{i=1}^n \rho \left(y_i - \sum_{j=0}^p X_{ij}\beta_j \right) \\ \min_{\beta} \sum_{i=1}^n \rho(u_i) &= \min_{\beta} \sum_{i=1}^n \rho \left(\frac{e_i}{\hat{\sigma}} \right) = \min_{\beta} \sum_{i=1}^n \rho \left(\frac{y_i - \sum_{j=0}^p X_{ij}\beta_j}{\hat{\sigma}} \right) \end{aligned} \quad (2.10)$$

dengan $\rho(u_i)$ adalah fungsi simetris dari residual. Pada umumnya estimasi skala *robust* perlu diestimasi dan $\hat{\sigma}$ adalah skala estimasi *robust*. Untuk mencari $\hat{\sigma}$ pada regresi *robust* digunakan persamaan:

$$\hat{\sigma}_M = \frac{\text{median}|e_i - \text{median}(e_i)|}{0,6745} \quad (2.11)$$

2.6.2 Robust S-Estimator

S-estimator diperkenalkan pertama kali oleh Rousseuw dan Yohai (1984). *S-estimator* dapat mencapai *breakdown point* hingga **50%** yang berarti setengah dari *outlier* dapat diatasi serta memberikan pengaruh yang baik bagi pengamatan lainnya (Atamia *et al.*, 2021) *S-estimator* didefinisikan:

$$\hat{\beta}_s = \min \beta \hat{\sigma}_s(e_1, e_2, \dots, e_n) \quad (2.12)$$

Dengan menentukan skala minimum estimasi robust $\hat{\sigma}_s$:

$$\min \sum_{i=1}^n \rho \left(\frac{y_i - \sum_{j=0}^p X_{ij}\beta_j}{\hat{\sigma}} \right)$$

Dengan:

$$\hat{\sigma}_s = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (e_i^2) - (\sum_{i=1}^n e_i)^2}{n(n-1)}} \quad (2.13)$$

2.6.3 Robust MM-Estimator

Robust MM-estimator dikenalkan oleh Yohai (1987) yang menggabungkan suatu *high breakdown point* (50%) dengan efisiensi tinggi (mencapai 95%). *MM-estimator* dimulai dengan mengestimasi koefisien parameter dengan menggunakan *S-estimator* yang meminimumkan suatu skala residual. Selanjutnya skala residual tetap konstan dan diakhiri dengan menetapkan parameter-parameter regresi menggunakan *M-estimator* (Shodikin *et al.*, 2018). *MM-estimator* didefinisikan:

$$\hat{\beta}_{MM} = \min \sum_{i=1}^n \rho \left(\frac{e_i}{\hat{\sigma}_s} \right) = \sum_{i=1}^n \rho \left(\frac{y_i - \sum_{j=0}^p X_{ij}\beta_j}{\hat{\sigma}} \right) \quad (2.14)$$

2.7 Fungsi Objektif dan Fungsi Pembobot

Fungsi objektif adalah fungsi yang digunakan untuk mencari pembobot pada regresi *robust* (Mardiana, 2019). Salah satu fungsi pembobot yang dapat digunakan adalah fungsi pembobot *tukey bisquare*. Fungsi objektif untuk pembobot *Tukey bisquare* yaitu (Zulkarnain *et al.*, 2020).

$$\rho = \begin{cases} \frac{c^2}{6} \left\{ 1 - \left[1 - \left(\frac{u_i}{c} \right)^2 \right]^2 \right\}, & |u_i| \leq c \\ \frac{c^2}{6}, & |u_i| > c \end{cases} \quad (2.15)$$

Untuk fungsi pembobot digunakan rumus sebagai berikut:

$$w_i = \begin{cases} \left[1 - \left(\frac{u_i}{c} \right)^2 \right]^2, & |u_i| \leq c \\ 0, & |u_i| > c \end{cases} \quad (2.16)$$

dengan $u_i = \frac{e_i}{\hat{\sigma}}$ dan c adalah nilai *tuning constant*. Diketahui nilai *tuning constant* pada metode *tukey bisquare* untuk *S-Estimator* yaitu 1.547 dan untuk *M-Estimator* yaitu 4.685.

2.8 Pengujian Signifikansi Parameter

2.8.1 Uji Simultan

Uji simultan atau uji F digunakan untuk mengetahui hubungan antara variabel independen dengan variabel dependen secara bersama-sama. Hipotesis dalam pengujian ini adalah sebagai berikut:

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

$$H_1: \text{minimal ada satu } \beta_j \neq 0 \text{ untuk } j = 1, \dots, p$$

$$F_{hitung} = \frac{SSR/p}{SSE/(n-p-1)} \quad (2.17)$$

dengan SSR adalah jumlah kuadrat regresi, SSE adalah jumlah kuadrat residual, p adalah banyaknya parameter independen, dan n adalah jumlah observasi.

Kriteria ujinya yaitu $F_{hitung} > F_{tabel}$ maka H_0 ditolak, yang berarti minimal ada satu β_j yang tidak sama dengan nol. selain itu, cara lain untuk mengambil

keputusan yaitu dengan membandingkan nilai $P - value$ dengan α , jika $P - value < \alpha$ maka H_0 ditolak (Sulistianingsih *et al.*, 2023).

2.8.2 Uji parsial

Uji parsial atau uji t digunakan untuk menguji ada tidaknya pengaruh signifikan antara masing-masing variabel dependen terhadap model regresi. Hipotesis dalam pengujian ini adalah sebagai berikut:

Untuk $j = 1, 2, \dots, p$

$$H_0: \beta_j = 0$$

$$H_1: \beta_j \neq 0$$

$$t_{hitungj} = \frac{\hat{\beta}_j}{Se(\hat{\beta}_j)} \quad (2.18)$$

dengan

$$Se(\hat{\beta}_j) = \sqrt{var \hat{\beta}_j} \quad (2.19)$$

Kriteria ujinya yaitu, H_0 ditolak jika $|t_{hitung}| > t_{(\frac{\alpha}{2}, n-p-1)}$ dengan p adalah banyaknya parameter atau $p - value < \alpha$ (Deria *et al.*, 2019).

2.9 Pemilihan Model Terbaik

2.9.1 Mean Absolute Error

Mean absolute error (MAE) merupakan metode yang digunakan untuk mengukur tingkat keakuratan model. MAE menghitung rata-rata dari selisih absolut antara nilai prediksi dan nilai aktual. Semakin kecil nilai MAE, semakin baik kualitas model tersebut begitupun sebaliknya. Nilai MAE dapat dihitung menggunakan rumus berikut (Suryanto dan Muqtadir, 2019).

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (2.20)$$

dengan y_i merupakan nilai aktual dan \hat{y}_i adalah nilai prediksi.

2.9.2 Mean Absolute Percentage Error

Mean absolute percentage error (MAPE) merupakan ukuran kesalahan relatif. MAPE digunakan untuk mengukur selisih persentase rata-rata antara nilai prediksi dan nilai aktual dari model. Semakin kecil nilai MAPE menunjukkan semakin kecil kesalahan hasil prediksi. Sebaliknya semakin besar nilai MAPE maka semakin besar kesalahan hasil prediksi. Nilai MAPE dapat dihitung dengan menggunakan rumus berikut (Nabillah dan Ranggadara, 2020):

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (2.21)$$

2.10 Angka Kematian Bayi

Kematian bayi adalah kematian yang terjadi sesaat setelah bayi dilahirkan sampai bayi belum berusia kurang dari satu tahun. Angka Kematian Bayi (AKB) dinyatakan dalam jumlah kematian per 1000 kelahiran hidup bayi di bawah usia satu tahun. Dengan kata lain, AKB adalah persentase bayi yang meninggal sebelum mencapai usia satu tahun dari 1000 bayi yang lahir hidup (Pangestu dan Purhadi, 2020). Menurut BPS, cara menghitung AKB adalah sebagai berikut:

$$AKB = \frac{D_{0-<1 \text{ tahun}}}{\sum \text{Lahir hidup}} \times 1000 \quad (2.22)$$

dengan AKB merupakan angka kematian bayi, $D_{0-<1 \text{ tahun}}$ merupakan jumlah kematian bayi (berumur kurang dari 1 tahun pada satu daerah tertentu), dan $\sum \text{Lahir hidup}$ merupakan jumlah kelahiran hidup pada satu tahun tertentu.

2.11 Pemberian Vitamin A Pada Bayi

Vitamin A berfungsi untuk menurunkan angka kematian dan kesakitan. Vitamin A berperan terhadap sistem kekebalan tubuh, mempertahankan terhadap infeksi seperti campak, diare dan ISPA (Maryani, 2019). Pemberian vitamin A merupakan program Nasional untuk mencegah kekurangan vitamin A pada anak-anak Indonesia. Pada bayi 6-11 bulan pemberian vitamin A dilakukan 1 kali pada bulan Februari dan Agustus di Posyandu atau Puskesmas. Kapsul vitamin A untuk bayi berwarna biru dengan dosis 100.000 SI (Kementerian Kesehatan RI, 2016).

2.12 Berat Badan Lahir Rendah

Berat badan lahir rendah (BBLR) adalah istilah yang digunakan untuk menggambarkan bayi yang lahir dengan berat kurang dari 2.5 kilogram (Avoka *et al.*, 2018). BBLR memiliki dampak jangka Panjang terhadap kehidupan masa depan seorang anak. Selain itu, BBLR juga turut menyumbang tingginya angka kematian bayi (Arsesiana, 2021). Bayi dengan BBLR lebih rentan terhadap berbagai penyakit di usia dewasa, oleh karena itu untuk meningkatkan kualitas kesehatan seseorang harus di mulai sedini mungkin sejak janin dalam kandungan. Pemeriksaan rutin saat hamil merupakan salah satu cara mencegah terjadinya BBLR (Jayanti *et al.*, 2017).

2.13 Persalinan Ditolong Tenaga Kesehatan

Resiko mengalami kematian ibu atau bayi bagi ibu yang melahirkan sangat dipengaruhi dimana seorang ibu hamil memilih penolong persalinan. Kasus kematian ibu dan anak dapat dicegah jika persalinan ditolong oleh tenaga Kesehatan terlatih di fasilitas Kesehatan. Cakupan persalinan yang di tolong oleh tenaga Kesehatan diharapkan semakin meningkat. Semakin tinggi cakupan persalinan ditolong oleh tenaga Kesehatan terlatih akan diikuti dengan penurunan angka kematian ibu dan bayi (Fitrianeti *et al.*, 2018).

2.14 Pemberian ASI Eksklusif Pada Bayi

Proses pertumbuhan dan perkembangan bayi dipengaruhi oleh makan yang diberikan. Pemberian ASI merupakan cara memberi makan yang paling ideal untuk bayi sejak bayi di lahirkan karena ASI dapat memenuhi kebutuhan gizi bayi dengan komposisi yang seimbang dan disesuaikan dengan kebutuhan pertumbuhan bayi (Hanifah dan Sab'ngatun, 2020). Menurut WHO, setiap tahunnya terdapat 1-1,5 juta bayi yang meninggal akibat tidak diberikannya ASI Eksklusif. Kematian bayi dapat dicegah dengan diberikannya ASI Eksklusif pada bayi sejak bayi lahir sampai umur 6 bulan dan dapat dilanjutkan menyusui hingga umur 2 tahun.