

**PERBANDINGAN REGRESI *INVERSE GAUSSIAN* DENGAN
GAMMA MENGGUNAKAN METODE *FISHER SCORING*
PADA PERSENTASE *STUNTING* DI KABUPATEN JEPARA**

SKRIPSI

Diajukan untuk Memenuhi Sebagian Syarat Guna Memperoleh
Gelar Sarjana Matematika
dalam Ilmu Matematika



Oleh : **RISKA MAULINA**
NIM : 2108046084

PROGRAM STUDI MATEMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI WALISONGO
SEMARANG
2025

PERNYATAAN

Yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : RISK MAULINA
NIM : 2108046084
Jurusan/Program Studi : Matematika/ Matematika

menyatakan bahwa skripsi yang berjudul :

**PERBANDINGAN REGRESI INVERSE GAUSSIAN DENGAN
GAMMA MENGGUNAKAN METODE FISHER SCORING PADA
PERSENTASE STUNTING DI KABUPATEN JEPARA**

secara keseluruhan adalah hasil penelitian/karya saya sendiri,
kecuali bagian tertentu yang dirujuk sumbernya.

Semarang, 22 April 2025

Pembuat pernyataan,



RISK MAULINA
NIM : 2108046084



KEMENTERIAN AGAMA R.I.
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI WALISONGO
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
Jl. Prof. Dr. Hamka (Kampus II) Ngaliyan Semarang
Telp. 024-7601295 Fax. 7615387

PENGESAHAN

Naskah skripsi berikut ini :

Judul : **Perbandingan Regresi *Inverse Gaussian* dengan
Gamma Menggunakan Metode *Fisher Scoring*
pada Persentase *Stunting* di Kabupaten Jepara**

Penulis : RISK MAULINA

NIM : 2108046084

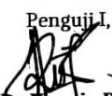
Jurusan : Matematika

Telah diujikan dalam sidang tugas akhir oleh Dewan Penguji
Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo dan dapat diterima
sebagai salah satu syarat memperoleh gelar sarjana dalam Ilmu
Matematika.

Semarang, 22 April 2025

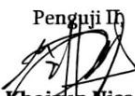
DEWAN PENGUJI

Penguji I,


Ariska Kurnia R, M.Sc.

NIP : 198908112019032019

Penguji II,


Eva Khoirun Nisa, M.Si.

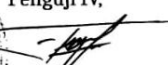
NIP : 198701022019032010

Penguji III,


Zulaikha, M.Si.

NIP : 199204092019032022

Penguji IV,


Agus Wayan Yulianto, M.Sc.

NIP : 198907162019031007


Eva Khoirun Nisa, M.Si.

NIP : 198701022019032010

NOTA DINAS

Semarang, 22 April 2025

Yth. Ketua Program Studi Matematika
Fakultas Sains dan Teknologi
UIN Walisongo Semarang

Assalamu'alaikum warahmatullahi wabarakatuh

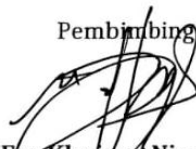
Dengan ini diberitahukan bahwa saya telah melakukan bimbingan, arahan dan koreksi naskah skripsi dengan:

Judul : PERBANDINGAN REGRESI *INVERSE GAUSSIAN*
DENGAN GAMMA MENGGUNAKAN METODE
FISHER SCORING PADA PERSENTASE *STUNTING* DI
KABUPATEN JEPARA
Nama : RISK MAULINA
NIM : 2108046084
Jurusan : Matematika

Saya memandang bahwa naskah skripsi tersebut sudah dapat diajukan kepada Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo untuk diujikan dalam Sidang Munaqasyah.

Wassalamu'alaikum warahmatullahi wabarakatuh

Pembimbing I,



Eva Khoirun Nisa, M.Si.

NIP : 198701022019032010

ABSTRAK

Distribusi *Inverse Gaussian* dan Gamma digunakan untuk memodelkan masalah yang berkaitan dengan variabel kontinu positif dan condong ke kanan. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja model regresi *Inverse Gaussian* dan Gamma dalam memodelkan persentase *stunting* di Kabupaten Jepara menggunakan metode *Fisher Scoring*. Kabupaten Jepara mencatatkan persentase *stunting* tertinggi mencapai 17 kasus, dengan variasi di beberapa kecamatan. Pemberian ASI Eksklusif, Jumlah Bayi dengan Berat Badan Lahir Rendah (BBLR), Penyakit Infeksi Diare pada Balita, dan Riwayat Ibu Hamil Mendapat Tablet Tambah Darah adalah variabel yang berpengaruh terhadap persentase *stunting* di Kabupaten Jepara. Estimasi parameter dilakukan dengan menggunakan *Maximum Likelihood Estimation* (MLE), uji *Maximum Likelihood Ratio Test* (MLRT) untuk pengujian parameter simultan, dan uji *Wald* untuk pengujian parameter secara parsial. Hasil analisis regresi menunjukkan bahwa hanya variabel BBLR (X_2) yang memiliki pengaruh signifikan terhadap persentase *stunting* dalam kedua model yang diuji. Setelah melakukan perbandingan, model regresi *Inverse Gaussian* menunjukkan kinerja yang lebih baik dan lebih efektif dalam memprediksi faktor-faktor yang memengaruhi persentase *stunting*. Model regresi *Inverse Gaussian* yang dihasilkan adalah $\hat{\mu}_i = \exp(1,22907 + 0,12628X_{i2})$, yang dapat digunakan untuk memprediksi *stunting* di Kabupaten Jepara.

Kata kunci : Regresi *Inverse Gaussian*, Regresi Gamma, *Stunting*, *Maximum Likelihood Estimation* (MLE), *Maximum Likelihood Ratio Test* (MLRT), dan *Fisher Scoring*

KATA PENGANTAR

Puji syukur kami panjatkan ke hadirat Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat dan karunia-Nya sehingga kami dapat menyelesaikan penulisan Skripsi ini dengan judul "*Perbandingan Regresi Inverse Gaussian dengan Gamma Menggunakan Metode Fisher Scoring pada Persentase Stunting di Kabupaten Jepara*". Sholawat serta salam senantiasa tercurahkan kepada junjungan Nabi Muhammad SAW, yang dinantikan syafa'at-Nya di hari akhir.

Skripsi ini disusun sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Matematika (S.Mat.) pada Program Studi Matematika Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Walisongo Semarang. Proses penyusunan Skripsi ini tidak lepas dari doa, bantuan, bimbingan, motivasi dan peran dari banyak pihak. Sehingga penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Allah SWT yang telah memberikan kesehatan dan karunia-Nya selama proses penyusunan Skripsi berlangsung hingga penyusunan Skripsi ini selesai;
2. Bapak Prof. Nizar, M.Ag., selaku Rektor UIN Walisongo Semarang;
3. Ibu Any Muanalifah, M.Si, Ph.D., selaku Ketua Program Studi Matematika;
4. Bapak Prihadi Kurniawan, M.Sc., selaku Sekretaris Program Studi Matematika;
5. Ibu Eva Khoirun Nisa, M.Si., selaku Dosen Pembimbing yang telah meluangkan waktu, memberikan bimbingan, arahan,

dan masukan yang berharga dari awal hingga akhir penulisan Skripsi ini;

6. Orang tua tercinta, Bapak Tumani dan Ibu Uswatun Khasanah serta Adik saya Riski Agustian Ramadani, Kakek, Nenek, dan seluruh keluarga yang telah memberikan doa, dukungan, dan dorongan yang tiada henti hingga saat ini. Terima kasih Bapak dan Ibu, atas segala pengorbanan, kesabaran, dan cinta yang telah diberikan selama ini. Kami berharap hasil penelitian ini dapat menjadi bukti kebanggaan bagi Bapak dan Ibu, sebagai wujud dari pendidikan dan nilai-nilai yang telah Bapak dan Ibu tanamkan dalam diri kami sejak kecil. Semoga kesuksesan yang kami raih dapat menjadi berkah bagi keluarga kami, dan menjadi langkah awal bagi kami untuk memberikan kebanggaan dan kebahagiaan kepada Bapak dan Ibu di masa mendatang;
7. Seluruh teman-teman seperjuanganku Program Studi Matematika kelas C angkatan 2021 terkhusus "*infinitematc*" yang telah solid memberikan dukungan dan semangat satu sama lain serta memberikan pengalaman yang berharga yang akan selalu penulis kenang;
8. Dengan penuh rasa terima kasih, saya ingin mengucapkan kepada Mbak Nely, Lutfiya, Sita Alif, dan Nuzulia teman terbaik saya. Terima kasih atas segala waktu, energi, dan perhatian yang telah kalian berikan, baik dalam bentuk motivasi, kritik membangun, maupun sekadar menjadi pendengar yang setia;

9. Teman Seperbimbingan "*9 Serangkai Statistika*" (Della, Adela, Nisyak, Nelis, Wiwit, Talitha, Nurul, dan Salsabila) yang selalu memberikan dukungan, semangat, dan berbagi pengalaman berharga selama proses penyusunan skripsi ini. Terima kasih atas segala bantuan, diskusi yang mendalam, serta kebersamaan kita dalam melewati setiap tantangan yang ada;
10. Teman-teman KKN MIT-18 tahun 2024 Posko 108 Dusun Sarirejo, Kendal yang telah memberikan dukungan, semangat, dan kerja sama yang luar biasa selama pelaksanaan program KKN. Kehadiran dan kontribusi kalian tidak hanya mempermudah dalam pelaksanaan KKN, tetapi juga memberikan inspirasi dan motivasi bagi saya untuk menyelesaikan skripsi ini;
11. Seluruh pegawai Dinas Kesehatan Kabupaten Jepara terkhusus kepada Bapak Uli, Ibu Sari, dan Ibu Try yang telah memberikan izin dan akses kepada saya untuk melakukan penelitian serta menyediakan informasi yang sangat bermanfaat terkait topik skripsi ini;
12. Saya berterima kasih kepada diri saya sendiri, yang tidak menyerah pada saat-saat terberat. Terima kasih kepada diri saya yang telah mampu mengalahkan rasa takut dan ragu, yang tetap berjalan meski banyak hal yang tidak pasti. Saya menyadari bahwa saya tidak hanya menyelesaikan sebuah tugas, tetapi juga menemukan potensi diri yang sebelumnya saya tidak tahu ada di dalam diri saya, "*Yess, You Desserve Better, Ris*";

13. Semua Pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu yang telah memberikan kontribusi hingga selesainya Skripsi ini.

Semoga kebaikan semuanya menjadi amal ibadah yang diterima dan mendapat pahala yang berlimpah dari Allah SWT. Aamiin.

Penyusunan Skripsi ini bukanlah suatu hal yang mudah, namun dengan dukungan dari semua pihak yang telah disebutkan di atas, kami dapat menyelesaikannya. Semoga Skripsi ini dapat memberikan manfaat bagi pengembangan ilmu pengetahuan dan menjadi sumbangan kecil bagi peningkatan kualitas hidup masyarakat, khususnya dalam upaya penanggulangan *stunting* di Kabupaten Jepara. Atas segala kekurangan dan kelemahan dalam Skripsi ini penulis mengharapkan saran dan kritik yang membangun. Semoga karya tulis yang sederhana ini dapat menjadi bacaan yang bermanfaat dan dapat dikembangkan bagi peneliti-peneliti selanjutnya.

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL.....	i
PERSETUJUAN PEMBIMBING.....	ii
PERNYATAAN KEASLIAN.....	iii
PENGESAHAN	iv
NOTA PEMBIMBING I.....	v
ABSTRAK.....	vi
KATA PENGANTAR.....	x
DAFTAR ISI.....	xi
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR GAMBAR	xiv
DAFTAR LAMPIRAN.....	xv
BAB I PENDAHULUAN.....	1
A. Latar Belakang.....	1
B. Rumusan Masalah	6
C. Tujuan Penelitian.....	6
D. Manfaat Penelitian.....	7
E. Batasan Masalah.....	7
BAB II LANDASAN TEORI	8
A. <i>Generalized Linear Model</i> (GLM).....	8
B. Regresi <i>Inverse Gaussian</i>	10
C. Regresi Gamma.....	12
D. Multikolinieritas	16
E. Pengujian Distribusi dengan <i>Anderson Darling</i>	18
F. Pendugaan Parameter (<i>Estimation</i>) Model Regresi <i>Inverse Gaussian</i> dan Gamma.....	20
1. <i>Maximum Likelihood Estimation</i> (MLE)	20
2. Metode <i>Fisher Scoring</i>	22
G. Pengujian Parameter.....	24
1. Uji Simultan	25
2. Uji Parsial (Uji Secara Individu)	26
H. <i>Akaike Information Criteria</i> (AIC)	28

I.	<i>Stunting</i>	29
J.	Penelitian Terdahulu.....	30
BAB III METODE PENELITIAN		34
A.	Jenis Penelitian	34
B.	Sumber Data	34
C.	Variabel Penelitian	34
D.	Analisis Data	35
E.	Alur Penelitian	37
BAB IV HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN		40
A.	Hasil Penelitian.....	40
1.	Estimasi Parameter Model Regresi <i>Inverse Gaussian</i>	40
2.	Estimasi Parameter Model Regresi Gamma .	51
B.	Pembahasan.....	58
1.	Deskripsi Persentase <i>Stunting</i> di Kabupaten Jepara.....	58
2.	<i>Preprocessing</i> Data <i>Training</i> dan <i>Testing Model</i>	65
3.	Pemodelan Regresi <i>Inverse Gaussian</i> dan Gamma pada Persentase <i>Stunting</i> di Kabupaten Jepara	67
4.	Evaluasi dan Prediksi Menggunakan Model Regresi Terbaik.....	96
5.	Interpretasi Hasil Perbandingan Model Terbaik Antara Regresi <i>Inverse Gaussian</i> dengan Regresi Gamma	98
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN		101
A.	Kesimpulan	101
B.	Saran	103
DAFTAR PUSTAKA		104
Lampiran-lampiran		108

DAFTAR TABEL

Tabel	Judul	Halaman
Tabel 3.1	Variabel Independen Data <i>Stunting</i>	35
Tabel 4.1	Statistika Deskriptif Variabel Dependen dan Variabel Independen	60
Tabel 4.2	Hasil Uji Distribusi Variabel Respon	70
Tabel 4.3	Estimasi Parameter Distribusi	71
Tabel 4.4	Hasil Pengujian Multikolinieritas	71
Tabel 4.5	Hasil Pengujian Simultan Regresi <i>Inverse Gaussian</i>	79
Tabel 4.6	Hasil Uji <i>Wald</i> Regresi <i>Inverse Gaussian</i>	80
Tabel 4.7	Hasil Estimasi dan Pengujian Parameter Model Regresi <i>Inverse Gaussian</i> Kedua	83
Tabel 4.8	Nilai AIC Setiap Model Regresi <i>Inverse Gaussian</i>	84
Tabel 4.9	Hasil Pengujian Simultan Regresi Gamma	89
Tabel 4.10	Hasil Uji <i>Wald</i> Regresi Gamma	92
Tabel 4.11	Hasil Estimasi dan Pengujian Parameter Model Regresi Gamma Kedua	94
Tabel 4.12	Nilai AIC Setiap Model Regresi Gamma	94
Tabel 4.13	Nilai AIC Setiap Model Regresi <i>Inverse Gaussian</i> dan Gamma	96
Tabel 4.14	Evaluasi dan Prediksi Menggunakan Model Regresi Terbaik	97

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Judul	Halaman
Gambar 3.1	Alur Penelitian	39
Gambar 4.1	Jumlah Persentase <i>Stunting</i> Setiap Kecamatan	58
Gambar 4.2	Perkembangan Prevalensi Persentase <i>Stunting</i> Tahun 2019-2023	59
Gambar 4.3	Persentase <i>Stunting</i> Tahun 2019-2023 Berdasarkan Faktor-Faktor yang Diduga Berpengaruh	62
Gambar 4.4	Kurva Kontinu Positif Persebaran Distribusi <i>Inverse Gaussian</i> dan Gamma	68
Gambar 4.5	Hasil <i>Fitting</i> Data Persentase <i>Stunting</i> Terhadap Distribusi <i>Inverse Gaussian</i>	68
Gambar 4.6	Hasil <i>Fitting</i> Data Persentase <i>Stunting</i> Terhadap Distribusi Gamma	69

DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran 1	Data Penelitian Persentase Balita <i>Stunting</i> per Kecamatan Tahun 2019-2023 dan Faktor yang Diduga Berpengaruh
	108
Lampiran 2	Data Penelitian Persentase Balita <i>Stunting</i> per Kecamatan Tahun 2019-2023 dan Faktor yang Diduga Berpengaruh (Lanjutan)
	109
Lampiran 3	Data Penelitian Persentase Balita <i>Stunting</i> per Kecamatan Tahun 2019-2023 dan Faktor yang Diduga Berpengaruh (Lanjutan)
	110
Lampiran 4	Data Penelitian Persentase Balita <i>Stunting</i> per Kecamatan Tahun 2019-2023 dan Faktor yang Diduga Berpengaruh (Lanjutan)
	111
Lampiran 5	Permohonan Izin Riset
	112
Lampiran 6	SK Riset DPMPTSP Kabupaten Jepara
	113
Lampiran 7	Pengambilan SK Riset DPMPTSP Kabupaten Jepara
	114
Lampiran 8	Permohonan Izin Riset Dinas Kesehatan (Dinkes) Kabupaten Jepara
	115
Lampiran 9	Pengambilan Data Riset Dinas Kesehatan (Dinkes) Kabupaten Jepara
	116
Lampiran 10	Pengambilan Data Riset dan Foto Bersama Sub Koordinator Kesga Gizi Dinas Kesehatan (Dinkes) Kabupaten Jepara
	117
Lampiran 11	Hasil Statistika Deskriptif Menggunakan Software RStudio
	118

Lampiran 12	Pembagian Data <i>Training</i>	119
Lampiran 13	Pembagian Data <i>Testing</i>	120
Lampiran 14	Nilai Prediksi Persentase <i>Stunting</i> pada Model Regresi <i>Inverse Gaussian</i> Menggunakan Data <i>Testing</i>	121
Lampiran 15	Nilai Prediksi Persentase <i>Stunting</i> pada Model Regresi Gamma Menggunakan Data <i>Testing</i>	122
Lampiran 16	Nilai Residuals Persentase <i>Stunting</i> pada Model Regresi <i>Inverse Gaussian</i>	123
Lampiran 17	Nilai Residuals Persentase <i>Stunting</i> pada Model Regresi Gamma	124
Lampiran 18	Hasil Uji Distribusi Model Regresi <i>Inverse Gaussian</i> Menggunakan <i>Anderson Darling</i>	125
Lampiran 19	Hasil Uji Distribusi Model Regresi Gamma Menggunakan <i>Anderson Darling</i>	126
Lampiran 20	Uji Asumsi Multikolinieritas pada Model Regresi <i>Inverse Gaussian</i> dan Gamma Menggunakan VIF	127
Lampiran 21	Estimasi Parameter pada Distribusi <i>Inverse Gaussian</i> Menggunakan MLE	128
Lampiran 22	Estimasi Parameter pada Distribusi Gamma Menggunakan MLE	129
Lampiran 23	Hasil Analisis Model Regresi <i>Inverse Gaussian</i> Menggunakan Data <i>Training</i>	130
Lampiran 24	Hasil Analisis Model Regresi Gamma Menggunakan Data <i>Training</i>	131
Lampiran 25	Pengujian Estimasi Parsial Model Regresi <i>Inverse Gaussian</i> Menggunakan Uji <i>Wald</i>	132

Lampiran 26	Pengujian Estimasi Parsial Model Regresi Gamma Menggunakan Uji <i>Wald</i>	133
Lampiran 27	Pengujian Estimasi Simultan Model Regresi <i>Inverse Gaussian</i> Menggunakan <i>G-Test</i>	134
Lampiran 28	Pengujian Estimasi Simultan Model Regresi Gamma Menggunakan <i>G-Test</i>	135
Lampiran 29	Penentuan Model Regresi <i>Inverse Gaussian</i> Terbaik dengan Meregresikan Kembali Model Menggunakan Variabel Signifikan	136
Lampiran 30	Penentuan Model Regresi Gamma Terbaik dengan Meregresikan Kembali Model Menggunakan Variabel Signifikan	137
Lampiran 31	Estimasi Parameter Menggunakan MLE dan Metode <i>Fisher Scoring</i> pada Model Regresi <i>Inverse Gaussian</i>	138
Lampiran 32	Estimasi Parameter Menggunakan MLE dan Metode <i>Fisher Scoring</i> pada Model Regresi Gamma	139
Lampiran 33	Visualisasi dari Prediksi Menggunakan MAE dan RMSE pada Model Regresi <i>Inverse Gaussian</i>	140
Lampiran 34	Visualisasi dari Prediksi Menggunakan MAE dan RMSE pada Model Regresi Gamma	141
Lampiran 35	Riwayat Hidup	142

BAB I

PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Sebagian besar data penelitian yang diperoleh di lapangan tidak hanya berdistribusi normal, tetapi juga berdistribusi eksponensial. Distribusi *Inverse Gaussian* dan Gamma adalah dua jenis distribusi yang termasuk dalam kategori distribusi eksponensial. Fungsi yang mengembalikan nilai sebenarnya dari setiap sampel dalam ruang sampel biasanya disebut variabel acak. Ruang sampel waktu dengan bilangan tak terhingga merupakan contoh variabel acak kontinu (Kumar, 2019). Variabel-variabel yang diamati dalam bidang kesehatan, seperti faktor-faktor yang memengaruhi *stunting*, termasuk dalam kategori variabel respon kontinu positif dengan distribusi yang condong ke kanan, sehingga regresi linier klasik tidak cocok untuk menyelesaikan masalah tersebut. Data kontinu yang memiliki nilai nyata positif merupakan hasil dari suatu perhitungan, dimana nilainya berupa bilangan bulat atau desimal yang positif (Sugiyono, 2019). Untuk menangani permasalahan dimana variabel respon tidak berdistribusi normal dan kontinu positif, maka diperlukan model untuk menyelesaikan permasalahan tersebut. Beberapa alternatif regresi yang dapat digunakan untuk menangani permasalahan variabel respon kontinu positif antara lain yaitu regresi Gamma dan regresi *Inverse Gaussian* (De Jong, P., S Heller, G.Z., 2008).

Regresi *Inverse Gaussian* adalah model alternatif yang menjelaskan hubungan antara variabel respon dan variabel prediktor. Dalam pendekatan ini, diasumsikan bahwa variabel

respon mengikuti distribusi *Inverse Gaussian*, tanpa memerlukan syarat bahwa sebaran variabel respon harus sama atau homoskedastisitas (Lestari, Budi., 2013). Distribusi *Inverse Gaussian* juga dikenal sebagai distribusi "*Wald*" yaitu anggota distribusi eksponensial dua parameter dengan variabel acak kontinu positif berkisar dari $(0, \infty)$ (Nisa, E.K., 2022). Rosalina (2011) pernah meneliti mengenai regresi *Inverse Gaussian* pada analisis data inflasi di Indonesia. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa variabel respon, yaitu inflasi adalah variabel kontinu yang memiliki nilai positif. Hal ini mengindikasikan bahwa kurva cenderung miring ke kanan. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa regresi *Inverse Gaussian* adalah model yang cocok untuk menganalisis data inflasi. Kurva penyebaran dalam regresi *Inverse Gaussian* berdistribusi menceng ke kanan, sehingga model linier tepat untuk digunakan. Terkadang, model ini memanfaatkan fungsi hubung log natural (De Jong, P., S Heller, G.Z., 2008).

Selain regresi *Inverse Gaussian*, terdapat juga model yang dapat diterapkan pada variabel kontinu positif yaitu regresi Gamma. Model regresi Gamma adalah sebuah model yang variabel responnya mengikuti distribusi Gamma. Model ini termasuk dalam kategori eksponensial, sehingga memungkinkan penerapan *Generalized Linear Model* (GLM). Dalam beberapa kasus, terkadang model ini juga memanfaatkan fungsi hubung log natural (McCullagh, P., S Nelder, J. A., 1989). Variabel respon model regresi Gamma merupakan variabel kontinu positif dengan kemiringannya ke kanan dan ditentukan oleh fungsi probabilitas (McCullagh, P., S Nelder, J. A., 1989). Lain halnya Rosalina, Ulfa (2021) pernah meneliti mengenai regresi Gamma

yang diterapkan pada indikator pencemaran sungai di Kota Semarang. Perbandingan antara model regresi *Inverse Gaussian* dengan Gamma, diperoleh hasil bahwa regresi Gamma lebih baik digunakan untuk menentukan indikator faktor pencemaran sungai di Kota Semarang.

Mayoritas dalam pendugaan parameter pada GLM menggunakan metode MLE, yang telah terbukti memberikan estimator yang tidak bias (Bain, L., S Engelhardt., 1992). Namun, estimasi parameter MLE tidak dapat diperoleh secara langsung karena melibatkan nilai parameter yang implisit dan non-linier. Oleh karena itu, penyelesaian masalah ini perlu dilakukan dengan pendekatan numerik daripada secara analitik. Dalam penelitian ini, iterasi numerik yang dipilih adalah *Fisher Scoring*. Metode ini menggunakan matriks informasi *Fisher* dan memiliki keunggulan dalam kecepatan konvergensi dibandingkan dengan metode lainnya (McCullagh, P., S Nelder, J. A., 1989). Persamaan antara model regresi *Inverse Gaussian* dan model regresi Gamma yaitu menggunakan fungsi hubung log natural untuk masalah dengan variabel respon kontinu positif dan condong ke kanan (De Jong, P., S Heller, G.Z., 2008). Dengan demikian, diperlukan adanya penelitian yang dapat membandingkan kedua model tersebut, sehingga dapat ditentukan mana model yang terbaik dan salah satu penerapannya yaitu dalam menangani kasus *stunting*.

Stunting merupakan masalah gizi buruk yang bersifat kronis, diakibatkan oleh ketidakcukupan asupan makanan dalam jangka waktu yang lama. Hal ini sering kali disebabkan oleh pola makan yang tidak sesuai dengan kebutuhan gizi yang diperlukan. Pertumbuhan dapat terjadi pada janin yang telah berada di dalam kandungan, namun baru akan terlihat saat anak mencapai usia dua

tahun (Sandjojo, E.P., 2017). Pertumbuhan bayi merupakan gejala kuantitatif sehingga terkait dengan hal tersebut, terjadi perubahan pada ukuran dan jumlah sel serta organisasi intraselulernya dalam tubuh bayi. Dengan kata lain terjadi proses perkembangbiakan organ tubuh bayi yang diiringi dengan bertambahnya ukuran tubuh (Djamaludin, N., 2010). Berdasarkan data malnutrisi global yang diunggah UNICEF (2013), Benua Asia mempunyai angka malnutrisi tertinggi pada bayi *stunting* yaitu sebesar 34,4%.

Indonesia adalah negara dengan angka *stunting* tertinggi di Asia. Organisasi Kesehatan Dunia (WHO) menempatkan Indonesia pada peringkat sebagai negara tertinggi ketiga di Asia dengan prevalensi *stunting* mencapai 36,4% pada tahun 2017. Berdasarkan hasil Survei Kesehatan Dasar Nasional (2018), prevalensi *stunting* sebesar 30,8%. Jumlah bayi *stunting* di Indonesia mengalami penurunan sebesar 5,6% dibandingkan tahun lalu, namun masih belum memenuhi standar WHO. Standar WHO menetapkan batas atas anak, yaitu 20% dari total jumlah anak di bawah usia lima tahun. Prevalensi *stunting* mengalami kenaikan yang fluktuatif. Hal tersebut dapat dilihat dari persentase setiap tahunnya. Kenaikan angka *stunting* yang fluktuatif juga terjadi di Kabupaten Jepara.

Kabupaten Jepara merupakan salah satu kabupaten yang ada di Provinsi Jawa Tengah yang memiliki angka *stunting* relatif tinggi dan angka tersebut terus mengalami peningkatan. Akan tetapi, pemerintah Kabupaten Jepara mampu menekan angka peningkatan kasus *stunting* pada balita. Menurut Survei Status Gizi Indonesia (SSGI), prevalensi *stunting* di Jepara sebesar 18,2% pada tahun 2022, turun signifikan dibandingkan tahun sebelumnya sebesar 25% (SSGI 2021) dan jumlah bayi *stunting* di Jepara

terus menurun dari tahun ke tahun. Berdasarkan faktor indikator penyokong IPM di Kabupaten Jepara dari kondisi kesejahteraan masyarakat yang dapat diukur dari indeks kesehatan, kondisi kesehatan dan kesadaran warga akan pengetahuan gizi dan pola hidup bersih sehat (PHBS) masih kurang, sehingga hal tersebut menjadi faktor tidak langsung penyebab *stunting* di Kabupaten Jepara. Berdasarkan data persentase *stunting* di Kabupaten Jepara dari tahun 2019-2023 mengalami kenaikan yang fluktuatif. Oleh karena itu, dari data persentase *stunting* yang fluktuatif maka pemerintah Kabupaten Jepara perlu menganalisis faktor apa saja yang diduga memengaruhi persentase *stunting* di Kabupaten Jepara. Jumlah persentase *stunting* di Kabupaten Jepara merupakan jenis data yang kontinu positif sehingga regresi *Inverse Gaussian* dan Gamma dapat digunakan dalam pemodelan.

Berdasarkan latar belakang di atas, dalam memodelkan kasus kontinu positif dan mengacu pada penelitian terdahulu model regresi *Inverse Gaussian* baik dalam pemodelan, begitu pula dengan model regresi Gamma juga baik dalam pemodelan sehingga penelitian ini bertujuan untuk menentukan perbandingan model terbaik pada persentase *stunting* di Kabupaten Jepara menggunakan perbandingan regresi *Inverse Gaussian* dengan Gamma serta menentukan faktor-faktor yang diduga berpengaruh secara signifikan terhadap persentase *stunting* di Kabupaten Jepara. Oleh karena itu, dari latar belakang di atas maka diangkat tugas akhir yang berjudul **"PERBANDINGAN REGRESI INVERSE GAUSSIAN DENGAN GAMMA MENGGUNAKAN METODE FISHER SCORING PADA PERSENTASE STUNTING DI KABUPATEN JEPARA"**.

B. Rumusan Masalah

1. Bagaimana model regresi *Inverse Gaussian* pada persentase *stunting* di Kabupaten Jepara?
2. Bagaimana model regresi Gamma pada persentase *stunting* di Kabupaten Jepara?
3. Bagaimana hasil perbandingan antara model regresi *Inverse Gaussian* dengan regresi Gamma pada persentase *stunting* di Kabupaten Jepara dalam penentuan model terbaik?
4. Faktor apa saja yang berpengaruh pada persentase *stunting* di Kabupaten Jepara dari model terbaik?

C. Tujuan Penelitian

1. Untuk mengetahui bagaimana model regresi *Inverse Gaussian* pada persentase *stunting* di Kabupaten Jepara.
2. Untuk mengetahui bagaimana model regresi Gamma pada persentase *stunting* di Kabupaten Jepara.
3. Untuk mengetahui bagaimana hasil perbandingan antara model regresi *Inverse Gaussian* dengan regresi Gamma pada persentase *stunting* di Kabupaten Jepara dalam penentuan model terbaik.
4. Untuk mengetahui faktor apa saja yang berpengaruh pada persentase *stunting* di Kabupaten Jepara dari model terbaik.

D. Manfaat Penelitian

Penelitian ini memiliki berbagai manfaat yang dapat diuraikan sebagai berikut:

1. Meningkatkan pemahaman dan pengetahuan peneliti mengenai perbandingan antara model terbaik, yaitu regresi *Inverse Gaussian* dengan Gamma.
2. Sebagai sumber referensi untuk penelitian selanjutnya, terutama yang berkaitan dengan perbandingan antara model regresi *Inverse Gaussian* dengan Gamma.

E. Batasan Masalah

Batasan masalah yang akan dibahas dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Penelitian ini menggunakan data sekunder "Angka *Stunting* Kabupaten Jepara 2019-2023" dari Dinas Kesehatan Kabupaten Jepara.
2. Penelitian ini menitikberatkan pada perbandingan model terbaik antara regresi *Inverse Gaussian* dengan Gamma terhadap faktor-faktor yang berpengaruh pada persentase *stunting* di Kabupaten Jepara.

BAB II

LANDASAN TEORI

A. *Generalized Linear Model (GLM)*

Pada praktik yang terjadi di lapangan, tidak semua variabel respon mengikuti distribusi normal. Beberapa respon cenderung mengikuti distribusi yang lebih spesifik, seperti distribusi *Inverse Gaussian* dan Gamma. Statistikawan Nelder dan Wedderburn (1972) mengoptimalkan model linier yang disebut *Generalized Linear Model (GLM)* untuk menangani situasi dimana variabel tidak terdistribusi secara normal dan tidak bergantung satu sama lain. Model linier dengan asumsi bahwa respon memiliki distribusi keluarga eksponensial adalah sebagai berikut (Tirta, I.M., 2008):

$$Y_i \sim \text{Exp}(\mu_i) \quad (2.1)$$

$$\mu_i = g^{-1}(\mathbf{X}_i^T \boldsymbol{\theta}) \quad (2.2)$$

dimana:

1. Y_i adalah nilai respon untuk observasi ke- i ,
2. $\text{Exp}(\mu_i)$ menunjukkan bahwa Y_i memiliki distribusi eksponensial dengan rata-rata μ_i ,
3. $g(\cdot)$ adalah fungsi link (*link function*) yang sesuai,
4. $\mathbf{X}_i$ adalah vektor prediktor untuk observasi ke- i ,
5. $\boldsymbol{\theta}$ adalah vektor parameter yang akan diestimasi,

6. $g^{-1}(\cdot)$ adalah fungsi invers dari fungsi link $g(\cdot)$, yang menghubungkan rata-rata μ_i dengan prediktor.

Dengan asumsi di atas, model linier ini mengikuti kerangka dari *Generalized Linear Model* (GLM) yaitu memperluas model linier untuk berbagai jenis distribusi data dengan distribusi keluarga eksponensial sebagai distribusi respon. Menurut Nelder (1989) asumsi bahwa setiap komponen Y_i pada *Generalized Linear Model* (GLM) memiliki distribusi keluarga eksponensial, maka bentuk fungsi densitas peluang dari keluarga eksponensial dapat dituliskan sebagai berikut:

$$f(y_i; \vartheta_i, \phi) = \exp \frac{y_i \vartheta_i - b(\vartheta_i)}{a(\phi)} + c(y_i, \phi) \quad (2.3)$$

dimana:

1. y_i menunjukkan nilai yang tercatat pada pengamatan ke- i dari variabel dependen Y_i ,
2. $\vartheta_i = g(\mu_i)$ adalah nilai link dari rata-rata μ_i ,
3. ϕ adalah parameter dispersi dalam penyebaran data,
4. $a(\phi)$ adalah fungsi dispersi dalam penyebaran data,
5. $b(\vartheta_i)$ adalah fungsi kumulatif natural,
6. $c(y_i, \phi)$ adalah fungsi partisi dalam menormalisasi distribusi peluang.

Rumus di atas merupakan formulasi umum untuk fungsi densitas peluang pada *Generalized Linear Model* (GLM) ketika distribusi respon Y_i adalah distribusi keluarga eksponensial.

B. Regresi *Inverse Gaussian*

Regresi *Inverse Gaussian* adalah model alternatif yang menjelaskan hubungan antara variabel respon dan variabel prediktor. Dalam pendekatan ini, diasumsikan bahwa variabel respon mengikuti distribusi *Inverse Gaussian*, tanpa memerlukan syarat bahwa sebaran variabel respon harus sama atau homoskedastisitas (Lestari, Budi., 2013). Distribusi *Inverse Gaussian* juga dikenal sebagai distribusi "*Wald*" yaitu anggota distribusi eksponensial dua parameter dengan variabel acak kontinu positif berkisar dari $(0, \infty)$ (Nisa, E.K., 2022).

Model regresi *Inverse Gaussian* dapat dinyatakan dalam bentuk:

$$Y_i \sim \text{IG}(\mu_i, \lambda) \quad (2.4)$$

dimana:

1. $\mu_i = g^{-1}(X_i^T \beta)$,
2. $g(\cdot)$ adalah fungsi link yang sesuai (fungsi hubung Log).

Bentuk alternatif dari model ini adalah

$$Y_i = g^{-1}(X_i^T \beta) + \epsilon_i, \quad (2.5)$$

dengan $\epsilon_i \sim \text{IG}(0, \lambda)$ sebagai komponen kesalahan (*error*).

Seshadri (1999) mengungkapkan bahwa variabel acak kontinu y mengikuti distribusi *Inverse Gaussian* yang ditentukan oleh parameter lokasi μ dan parameter skala λ . Berikut adalah fungsi kepadatan probabilitas dari rumus regresi *Inverse Gaussian*:

$$f(y; \mu, \lambda) = \frac{\lambda}{2\pi y^3} \exp -\frac{\lambda(y - \mu)^2}{2\mu^2 y} \quad (2.6)$$

dimana:

1. y adalah variabel dependen,
2. μ adalah parameter lokasi atau mean,
3. λ adalah parameter dispersi dalam penyebaran data,
4. π adalah rasio keliling lingkaran terhadap diameternya ($3,14$ atau $\frac{22}{7}$).

Dalam distribusi *Inverse Gaussian*, model ini sering kali mengasumsikan bahwa *error terms* atau residual mengikuti distribusi *Inverse Gaussian*.

Berikut adalah rumus dispersi (atau variansi) untuk distribusi *Inverse Gaussian* dihitung dengan:

$$\text{Var}(Y_i) = \frac{\mu_i^3}{\lambda} \quad (2.7)$$

Sedangkan rumus standar deviasi dari regresi *Inverse Gaussian* adalah akar kuadrat dari variansi. Berikut adalah rumus untuk standar deviasi dari distribusi *Inverse Gaussian*:

$$\sigma(Y_i) = \sqrt{\frac{\mu_i^3}{\lambda}} \quad (2.8)$$

Model ini menggunakan dua parameter yaitu:

1. Mean (μ)

Parameter ini sering dikendalikan oleh variabel independen dalam model regresi.

2. Parameter *Dispersion* (λ)

Parameter ini menggambarkan varian atau simpangan dari distribusi data.

C. Regresi Gamma

Distribusi Gamma adalah distribusi probabilitas kontinu yang banyak diterapkan di berbagai bidang ilmu, seperti rekayasa, sains, serta statistika. Fungsi densitas peluang dari distribusi Gamma dengan parameter α (*shape parameter*) dan θ (*rate parameter*) adalah (Wackerly, D.D., et al., 2008)

$$f(x; \alpha, \theta) = \frac{x^{\alpha-1} e^{-x/\theta}}{\Gamma(\alpha) \theta^\alpha} \quad \text{untuk } x > 0, \quad (2.9)$$

dimana:

1. $\theta > 0$ adalah parameter tingkat (*rate*),
2. $\alpha > 0$ adalah parameter bentuk (*shape*),
3. $\Gamma(\alpha)$ adalah fungsi Gamma dari α , yang merupakan faktor normalisasi untuk memastikan bahwa integral dari fungsi kepadatan probabilitas sama dengan 1.

Untuk membuktikan bahwa $\Gamma(\alpha)$ merupakan faktor normalisasi untuk memastikan integral dari fungsi kepadatan probabilitas distribusi Gamma sama dengan 1, maka akan dilakukan langkah-langkah sebagai berikut:

Langkah-langkah pembuktian:

1. Fungsi Gamma untuk suatu parameter $\alpha > 0$ didefinisikan sebagai integral:

$$\Gamma(\alpha) = \int_0^{\infty} x^{\alpha-1} e^{-x} dx \quad (2.10)$$

Fungsi ini memiliki beberapa sifat, salah satunya adalah bahwa $\Gamma(\alpha)$ menggeneralisasi faktorial untuk bilangan bulat positif.

2. Fungsi Kepadatan Probabilitas Gamma

Fungsi distribusi Gamma yang sering digunakan sebagai fungsi kepadatan probabilitas memiliki bentuk:

$$f(x; \alpha, \theta) = \frac{1}{\Gamma(\alpha)\theta^\alpha} x^{\alpha-1} e^{-x/\theta}, \quad x \geq 0 \quad (2.11)$$

dimana:

- (a) α merujuk pada parameter bentuk,
- (b) θ merujuk pada parameter skala.

dalam hal ini, untuk $\theta = 1$, PDF Gamma menjadi:

$$f(x; \alpha) = \frac{1}{\Gamma(\alpha)} x^{\alpha-1} e^{-x}, \quad x \geq 0 \quad (2.12)$$

merupakan PDF dari distribusi Gamma dengan parameter α dan $\theta = 1$.

3. Memastikan Normalisasi PDF

Perlu membuktikan bahwa fungsi kepadatan probabilitas ini terintegrasi secara total ke 1, yaitu:

$$\int_0^{\infty} f(x; \alpha) dx = 1 \quad (2.13)$$

Substitusi ekspresi untuk $f(x; \alpha)$:

$$\int_0^{\infty} \frac{1}{\Gamma(\alpha)} x^{\alpha-1} e^{-x} dx \quad (2.14)$$

Karena $\frac{1}{\Gamma(\alpha)}$ adalah konstanta, maka dapat memindahkannya keluar dari integral:

$$\frac{1}{\Gamma(\alpha)} \int_0^{\infty} x^{\alpha-1} e^{-x} dx \quad (2.15)$$

Integral ini adalah definisi dari $\Gamma(\alpha)$. Oleh karena itu:

$$\int_0^{\infty} x^{\alpha-1} e^{-x} dx = \Gamma(\alpha) \quad (2.16)$$

Dengan demikian:

$$\frac{1}{\Gamma(\alpha)} \Gamma(\alpha) = 1 \quad (2.17)$$

Jadi, fungsi Gamma $\Gamma(\alpha)$ muncul dalam faktorisasi normal dari fungsi densitas peluang distribusi Gamma dengan parameter α dan $\beta = 1$. Dengan demikian, distribusi Gamma memenuhi kondisi normalisasi total probabilitas $P = 1$.

Model regresi Gamma mengacu pada hubungan statistik dimana variabel dependen Y_i mengikuti distribusi Gamma, dan terkait dengan satu atau lebih variabel independen X_i (Wackerly, D.D., et al., 2008). Untuk merumuskan model regresi Gamma, dapat mengikuti pendekatan umum di bawah ini:

Misalkan Y_i merupakan variabel dependen berdistribusi Gamma dengan parameter μ dan α , dimana μ dapat bergantung pada variabel independen X_i .

Model regresi Gamma sering dinyatakan dalam bentuk umum sebagai:

$$Y_i \sim \Gamma(\mu_i, \alpha) \quad (2.18)$$

dimana μ_i adalah parameter mean dari distribusi Gamma yang bergantung pada variabel independen X_i .

Menurut Wackerly, D.D. (2008) secara matematis, fungsi densitas probabilitas (PDF) dari distribusi Gamma adalah

$$f(y_i; \mu_i, \alpha) = \frac{1}{\Gamma(\alpha)} \left(\frac{y_i}{\mu_i} \right)^{\alpha} \exp \left(-\frac{y_i}{\mu_i} \right) \frac{1}{y_i}, \quad y_i > 0 \quad (2.19)$$

Model regresi Gamma kemudian dinyatakan dalam bentuk:

$$Y_i = \mu_i e^{X_i \beta + \epsilon_i} \quad (2.20)$$

dimana:

1. Y_i merupakan variabel dependen yang bergantung pada parameter μ_i dan α ,
2. μ_i adalah parameter mean dari distribusi Gamma yang bergantung pada X_i ,
3. X_i adalah variabel independen,
4. β adalah vektor koefisien regresi,
5. ϵ_i adalah residual atau *error* yang dapat diinterpretasikan sebagai *noise* dalam model.

Distribusi Gamma adalah suatu jenis distribusi probabilitas yang umumnya digunakan untuk menganalisis data yang memiliki

sifat *skewed* dan positif. Distribusi ini digunakan dalam berbagai aplikasi, termasuk regresi.

Mean μ pada distribusi Gamma dirumuskan sebagai berikut:

$$\mu = \alpha \cdot \theta \quad (2.21)$$

dimana:

1. α yaitu parameter bentuk,
2. θ yaitu parameter skala.

Dalam regresi Gamma, nilai rata-rata variabel dependen dalam model akan dipengaruhi oleh variabel independen yang ada.

Standar deviasi pada distribusi Gamma dihitung sebagai:

$$\sigma = \theta \cdot \sqrt{\frac{1}{\alpha}} \quad (2.22)$$

dimana:

1. α yaitu parameter bentuk,
2. θ yaitu parameter skala,
3. σ merujuk pada standar deviasi.

D. Multikolinieritas

Multikolinieritas merujuk pada kondisi dimana terdapat hubungan antara variabel-variabel bebas. Salah satu syarat yang harus dipenuhi dalam penggunaan regresi parametrik adalah tidak adanya masalah multikolinieritas. Suatu model regresi terbaik yaitu model yang tidak memiliki hubungan di antara variabel

bebas. Data yang digunakan dalam proses ini terdiri dari rasio dan juga interval sehingga rumus yang digunakan yaitu korelasi *Pearson* sebagai berikut (Indra, F.Z., 2022):

$$r_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (2.23)$$

dimana:

1. n adalah jumlah pasangan data,
2. x_i dan y_i yaitu nilai dari variabel x dan y pada data ke- i ,
3. $\sum$ menunjukkan penjumlahan dari semua nilai yang relevan.

Rumus di atas digunakan untuk mengukur sejauh mana variasi dalam X_{ij} dapat dijelaskan oleh variabel prediktor lainnya dalam konteks analisis regresi.

Variance Inflation Factor (VIF) digunakan untuk mengevaluasi sejauh mana terdapat multikolinieritas antara variabel prediktor dalam analisis regresi. Untuk pendeteksian adanya multikolinieritas dengan *Variance Inflation Factor* (VIF) adalah nilai toleransi sebesar $\leq 0,10$ atau = nilai $VIF \geq 10$ (Ghozali, I., 2021).

VIF untuk prediktor ke- j diberikan sebagai berikut:

$$VIF_j = \frac{1}{1 - R_j^2} \quad (2.24)$$

dimana:

1. VIF_j adalah *Variance Inflation Factor* untuk prediktor ke- j ,
2. R_j^2 adalah koefisien determinasi dari regresi X_j .

dengan rumus koefisien determinasi R^2_j (Freedman, D., S Robert Pisani, 1998):

$$R^2_j = 1 - \frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum (y_i - \bar{y})^2} \quad (2.25)$$

dimana:

1. $\sum (y_i - \hat{y}_i)^2$ = jumlah kuadrat residu,
2. $\sum (y_i - \bar{y})^2$ = jumlah kuadrat total.

R^2_j diperoleh dari kuadrat r_{xy} yang telah tertulis pada persamaan (2.23).

E. Pengujian Distribusi dengan *Anderson Darling*

Uji *Goodness of Fit* untuk distribusi data variabel kontinu dapat dilakukan dengan berbagai pendekatan, salah satunya adalah *Anderson Darling*. Pada penelitian ini uji distribusi data untuk mengetahui apakah mengikuti distribusi *Inverse Gaussian* dan distribusi Gamma maka digunakan uji *Anderson Darling*. *Anderson Darling* merupakan salah satu metode pengujian distribusi yang digunakan untuk menentukan apakah suatu sampel data berasal dari populasi dengan distribusi tertentu (Stephens, M.A., 1974).

Uji *Anderson Darling* memanfaatkan distribusi diskrit untuk menghitung nilai mean. Keuntungannya adalah memungkinkan pengujian sensitivitas dan kelemahannya adalah nilai besar yang harus dihitung untuk setiap distribusi. Uji *Anderson Darling* digunakan untuk mengidentifikasi normalitas dan kebaikan sebaran data untuk variabel kuantitatif yang mempunyai distribusi kontinu valid untuk semua ukuran sampel (n), uji ini digunakan untuk mencari distribusi yang paling tepat (Law S Averill, 2013).

Statistik uji *Anderson Darling* (A^2) dihitung dengan rumus berikut (Anderson, T.W., S Darling, D.A., 1952):

$$A^2 = -n - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (2i-1) \log(F(Y_{(i)})) + \log(1 - F(Y_{(n+1-i)})) \quad (2.26)$$

dimana:

1. n = jumlah observasi dalam sampel,
2. $Y_{(i)}$ = statistik terurut ke- i (data yang diurutkan),
3. F = fungsi distribusi kumulatif (CDF) dari distribusi yang diuji.

Uji *Goodness of Fit* digunakan untuk menilai kesesuaian antara model yang dibuat dengan data yang telah diamati. Berikut ini adalah langkah-langkah dalam pengujian *Goodness of Fit* (De Jong, P., S Heller, G.Z., 2008):

1. Menyusun Hipotesis:
 - (a) Menentukan hipotesis nol H_0 yang sesuai dengan konteks uji *Goodness of Fit*.
 - (b) Menentukan hipotesis alternatif H_1 yang bersesuaian dengan hipotesis nol.
2. Memilih Statistik Uji:
 - (a) Memilih statistik uji yang sesuai untuk model yang sedang dievaluasi.

(b) Untuk melakukan uji *Goodness of Fit* pada distribusi *Inverse Gaussian* dan Gamma, dapat menggunakan uji *Anderson Darling*.

3. Menentukan Tingkat Signifikansi (α):

Menentukan tingkat signifikansi yang diinginkan untuk uji statistik (umumnya $\alpha = 0,05$ atau $\alpha = 0,01$).

4. Menghitung Statistik Uji:

Menghitung nilai statistik uji berdasarkan data empiris yang diamati dan model yang dievaluasi.

5. Membandingkan dengan Statistik Tabel (A^2):

Menurut Stephens (1974), Tolak H_0 ketika $A^2_{\text{Hitung}} > A^2_{\alpha}$, dengan $\alpha = 0,05$ adalah taraf signifikansi.

6. Membandingkan nilai p – value terhadap α :

(a) Menentukan apakah p – value < tingkat signifikansi α .

(b) Jika p – value $\leq \alpha$, tolak hipotesis nol H_0 dan nyatakan bahwa model tidak cocok dengan data.

(c) Jika p – value $> \alpha$, terima hipotesis nol H_0 , sehingga model dapat diterima sebagai model yang cocok dengan data.

F. Pendugaan Parameter (*Estimation*) Model Regresi *Inverse Gaussian* dan Gamma

1. *Maximum Likelihood Estimation* (MLE)

Maximum Likelihood Estimation (MLE) adalah metode untuk memperkirakan parameter kelompok data yang memiliki

distribusi. Estimasi kemungkinan maksimum merupakan teknik dalam statistik untuk memperkirakan parameter model probabilitas. Metode ini mencari nilai parameter dengan mengoptimalkan fungsi kemungkinan, yaitu peluang terjadinya data yang terlihat berdasarkan parameter tersebut (Friedman, J., et al., 2001).

MLE membangun fungsi *likelihood* dan logaritma natural dari *probability function*, yang kemudian mencari turunan parsial pertama dari parameternya. Metode yang digunakan untuk memperkirakan parameter model regresi *Inverse Gaussian* dan Gamma adalah *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) yang terbukti memberikan parameter tidak bias (Nisa, E.K., S Miasary, S.D., 2024).

Berikut adalah langkah-langkah *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) (Friedman, J., et al., 2001):

1. Menentukan Model dan Parameter

Memilih model probabilistik yang sesuai untuk data dan tentukan parameter yang akan diestimasi.

2. Menentukan Fungsi *Likelihood*

Menentukan fungsi *likelihood* $L(\vartheta)$ yang diamati berdasarkan parameter ϑ .

3. Menghitung Fungsi *Log-Likelihood*

Seringkali lebih mudah untuk bekerja dengan *log-likelihood*:

$$\ell(\vartheta) = \log L(\vartheta)$$

4. Menurunkan *Log-Likelihood*

Menghitung turunan pertama *log-likelihood* terhadap ϑ :

$$\frac{d\ell(\vartheta)}{d\vartheta} = 0$$

5. Menentukan Estimator

Menyelesaikan persamaan di atas untuk mendapatkan estimasi parameter $\hat{\vartheta}$.

6. Verifikasi Maksimum

Menghitung turunan kedua untuk memastikan bahwa titik kritis tersebut merupakan maksimum:

$$\frac{d^2\ell(\vartheta)}{d\vartheta^2} < 0$$

7. Mengevaluasi Model

Uji kebaikan model menggunakan statistik seperti *Akaike Information Criterion* (AIC).

2. Metode *Fisher Scoring*

Metode *Fisher Scoring* adalah variasi dari metode Newton Raphson yang diterapkan untuk menyelesaikan persamaan *Maksimum Likelihood Estimation* (MLE). Dalam memaksimalkan suatu fungsi dengan nilai parameter yang implisit dan non-linier, sehingga penyelesaian masalah ini perlu dilakukan dengan pendekatan numerik daripada secara analitik. Estimasi parameter menggunakan metode ini memerlukan vektor dan matriks informasi *Fisher*. Nilai vektor adalah nilai yang komponennya berasal dari turunan pertama fungsi *ln-likelihood* terhadap setiap parameter (McCullagh, P., S Nelder, J. A., 1989).

Matriks informasi *Fisher* adalah sebuah matriks dengan nilai ekspektasi dari turunan kedua fungsi *log-likelihood* untuk setiap parameter. Salah satu kelemahan dalam penggunaan matriks Hessian pada metode Newton Raphson adalah bahwa hasil iterasinya tidak selalu konvergen. Untuk menangani permasalahan ini, matriks Hessian dalam metode Newton Raphson diubah dengan memanfaatkan matriks informasi *Fisher*.

Berikut langkah-langkah dari algoritma *Fisher Scoring* pada suatu distribusi:

1. Inisialisasi

Menentukan nilai awal untuk parameter ϑ_0 .

2. Menghitung gradien

Menghitung gradien *log-likelihood* pada iterasi saat ini $g(\vartheta_k)$, dengan menggunakan rumus gradien yang sudah diberikan di atas.

3. Menghitung matriks informasi *Fisher*

Menghitung matriks informasi *Fisher* pada iterasi saat ini dengan menggunakan turunan kedua dari *log-likelihood*

$$I(\hat{\vartheta}) = -E \frac{\partial^2 \ln L(\vartheta; x)}{\partial \vartheta^2} \quad (2.27)$$

dimana:

- (a) $L(\vartheta; x)$ adalah fungsi *likelihood* (kemungkinan) yang bergantung pada parameter ϑ dan data x ,
- (b) E menunjukkan ekspektasi terhadap data x ,

(c) $\frac{\partial^2}{\partial \vartheta^2}$ adalah turunan kedua dari *log-likelihood* terhadap ϑ .

4. Melakukan pembaruan parameter

Memperbarui parameter menggunakan rumus:

$$\hat{\vartheta}_{k+1} = \hat{\vartheta}_k - (I(\hat{\vartheta})^{-1}g(\hat{\vartheta}_k)) \quad (2.28)$$

5. Mengecek konvergensi

Mengulangi langkah 2 hingga perubahan parameter antara iterasi berturut-turut cukup kecil, yaitu:

$$\|\hat{\vartheta}_{k+1} - \hat{\vartheta}_k\| < \epsilon, \text{ di mana } \epsilon \text{ adalah toleransi konvergensi.}$$

G. Pengujian Parameter

Parameter regresi *Inverse Gaussian* dan Gamma diuji dua kali, yaitu diuji secara simultan dan parsial. Pengujian secara simultan dengan *Maximum Likelihood Ratio Test* (MLRT) yaitu untuk membandingkan fungsi *Likelihood* yang mengandung parameter dan tidak mengandung parameter (Nisa, E.K., 2022). Untuk menguji parameter β secara simultan dalam konteks pengujian hipotesis dengan uji G^2 (*G-Test*), dapat menyatakan hipotesis nol dan alternatifnya, serta menuliskan ekspresi untuk statistik uji G^2 .

Hipotesis yang ingin diuji secara simultan terhadap parameter $\beta = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k)$ yaitu:

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_k = \beta_0$$

$$H_1 : \text{Setidaknya satu } \beta_j \neq \beta_0$$

dimana θ_0 adalah nilai tertentu yang diajukan dalam hipotesis nol.

Statistik uji G^2 untuk menguji hipotesis simultan ini dapat dinyatakan sebagai berikut (McCullagh, P., S Nelder, J. A., 1989):

$$G^2 = -2 \sum_{h=1}^h \ell(\hat{\alpha}, \hat{\theta}; \mathbf{y}, \mathbf{X}) - \sum_{i=1}^i \ell(\hat{\alpha}_0, \hat{\theta}_0; \mathbf{y}, \mathbf{X}) \quad (2.29)$$

dimana:

1. $\ell(\hat{\alpha}, \hat{\theta}; \mathbf{y}, \mathbf{X})$ adalah *log-likelihood* maksimum untuk parameter estimasi $\hat{\theta}$,
2. $\ell(\hat{\alpha}_0, \hat{\theta}_0; \mathbf{y}, \mathbf{X})$ adalah *log-likelihood* maksimum untuk hipotesis yang diajukan dengan $\theta = \theta_0$,
3. $\hat{\alpha}$ adalah estimator parameter bentuk α ,
4. $\hat{\theta}$ adalah estimator parameter θ di bawah hipotesis alternatif,
5. $\hat{\theta}_0$ adalah nilai tetap θ_0 yang diajukan dalam hipotesis nol.

1. Uji Simultan

Menurut McCullagh, P. dan Nelder, J. A., (1989) tahapan pengujian secara bersamaan pada regresi *Inverse Gaussian* dan Gamma yaitu:

1. Menentukan Hipotesis:
 - (a) H_1 : Terdapat pengaruh signifikan terhadap variabel dependen Y .
 - (b) H_0 : Tidak ada pengaruh signifikan terhadap variabel dependen Y .

2. Statistik Uji:

Menggunakan statistik uji G^2 untuk menguji secara bersamaan signifikansi semua koefisien regresi.

3. Tingkat Signifikansi (α):

Menentukan tingkat signifikansi yang diinginkan (misalnya $\alpha = 0,05$).

4. Perhitungan Statistik Uji:

Menghitung nilai statistik uji berdasarkan model regresi yang telah diestimasi.

5. Keputusan:

(a) Menentukan apakah $p - value < \alpha$.

(b) Jika $p - value \leq \alpha$, tolak hipotesis nol (H_0) dan nyatakan bahwa setidaknya satu variabel prediktor memiliki efek signifikan.

(c) Jika $p - value > \alpha$, terima hipotesis nol (H_0), sehingga tidak ada bukti bahwa setidaknya satu variabel prediktor memiliki efek signifikan.

2. Uji Parsial (Uji Secara Individu)

Untuk melakukan pengujian parameter secara parsial terhadap parameter β dan λ dalam konteks regresi misalnya, regresi *Inverse Gaussian* dan regresi Gamma, perlu merumuskan hipotesis nol dan alternatif serta menggunakan statistik uji yang sesuai.

Hipotesis dan Statistik Uji:

Misalkan terdapat model regresi *Inverse Gaussian* dengan variabel dependen Y_i dan variabel independen X_i . Model ini

diasumsikan memiliki bentuk sebagai berikut (McCullagh, P., S Nelder, J. A., 1989):

$$Y_i \sim \text{IG}(\mu_i, \lambda_i) \quad (2.30)$$

dimana:

1. μ_i adalah parameter mean yang bergantung pada X_i ,
2. λ_i adalah parameter *scale*.

Pengujian terhadap parameter parsial dilakukan untuk parameter β (koefisien untuk X_j) dan λ (parameter *scale*):

1. Pengujian terhadap Parameter β :

- (a) H_0 : Tidak ada pengaruh signifikan dari β terhadap variabel dependen Y , dengan mempertahankan parameter lainnya tetap.

$$H_0 : \beta_i = 0$$

- (b) H_1 : Terdapat pengaruh signifikan dari β terhadap variabel dependen Y , dengan mempertahankan parameter lainnya tetap.

$$H_1 : \beta_i \neq 0$$

(c) Statistik Uji

Untuk menguji hipotesis ini, dapat menggunakan uji *Wald* (McCullagh, P., S Nelder, J. A., 1989):

Statistik uji *Wald* dapat dihitung menggunakan rumus berikut:

$$W = \frac{(\hat{\beta}_j)^2}{\text{Var}(\hat{\beta}_j)} \quad (2.31)$$

dimana:

- i. $\hat{\theta}_j$ adalah estimasi parameter,
- ii. $\text{Var}(\hat{\theta}_j)$ adalah varians estimasi.

Statistik W mengikuti distribusi chi-kuadrat dengan 1 derajat kebebasan:

$$W \sim \chi^2 \quad (2.32)$$

2. Pengujian terhadap Parameter λ :

- (a) H_0 : Tidak ada pengaruh signifikan dari λ terhadap variabel dependen Y .

$$H_0 : \lambda_i = 0$$

- (b) H_1 : Terdapat pengaruh signifikan dari λ terhadap variabel dependen Y .

$$H_1 : \lambda_i \neq 0$$

Untuk uji statistik hipotesis ini, juga dapat menggunakan uji *Wald*, tergantung pada konteks dan distribusi dari parameter λ (Gelman, A., S Hill, J. 2007).

H. Akaike Information Criteria (AIC)

Secara umum, pemodelan regresi menggunakan nilai AIC terkecil untuk memilih model terbaik. Metode AIC didasarkan pada metode estimasi kemungkinan maksimum (Akaike S Hirotugu., 1978). Model akaike kriteria informasi adalah kriteria model yang digunakan untuk menentukan faktor-faktor yang memengaruhi model dengan memanfaatkan fungsi *Likelihood* melalui MLE.

Rumus *Akaike Information Criterion* (AIC) untuk model statistik adalah (Bozdogan, H., 1987):

$$AIC = -2 \ln(L) + 2k, \quad (2.33)$$

dimana:

1. L yaitu fungsi *likelihood* dari model,
2. k yaitu jumlah parameter.

I. *Stunting*

Salah satu masalah kesehatan anak kecil adalah *stunting*. *Stunting* merupakan suatu keadaan dimana anak kecil menderita kekurangan pangan dalam jangka waktu lama yang mengakibatkan terjadi gangguan tumbuh kembang, dan salah satu cirinya adalah tinggi badannya lebih pendek dari batas usia. Perlambatan ini disebabkan oleh ketidakseimbangan nutrisi dan masalah kesehatan lainnya pada 1.000 ulang tahun pertama (Ernawati, Aeda., 2020). Masalah ini berdampak pada perkembangan fisik dan mental anak, sehingga dapat berpengaruh pada produktivitas dan kualitas hidup di masa depan. *Stunting* merupakan masalah gizi buruk yang bersifat kronis, kurangnya pangan dan kebutuhan gizi.

Masalah ini bisa berkembang di dalam rahim ibu atau 1.000 hari pertama yang telah berada di dalam kandungan, namun baru akan terlihat saat anak mencapai usia dua tahun (Sandjojo, E.P., 2017).

Usia di bawah 5 tahun atau sering disingkat balita adalah salah satu masa usia setelah masa bayi dan sebelum memasuki masa kanak-kanak. Rentang usia bayi adalah 2 tahun hingga 5 tahun, atau 24 bulan hingga 60 bulan yang biasa digunakan untuk menghitung bulan, dan masa-masa ini disebut usia prasekolah (Wirakusumah S Emma, 2010). Penyebab langsung terjadinya

stunting pada bayi antara lain gizi buruk yang berkepanjangan, infeksi pada masa kanak-kanak, kesehatan ibu selama kehamilan, saat melahirkan, dan pada periode nifas, ibu yang bertubuh pendek, pemberian MP-ASI sebelum mencapai usia 6 bulan serta gagalnya pemberian ASI secara eksklusif adalah faktor ekonomi rendah yang berpengaruh pada ketahanan pangan keluarga. Faktor sosial yang memengaruhi gaya hidup masyarakat, budaya, pengasuhan anak, pola makan, kesehatan keluarga serta pelayanan kesehatan.

J. Penelitian Terdahulu

Tinjauan pustaka penelitian ini merupakan sumber rujukan berdasarkan penelitian-penelitian terdahulu untuk memperoleh teori terkait judul yang digunakan penulis. Berikut adalah beberapa contoh penelitian sebelumnya:

1. Penelitian yang dilakukan oleh Neni Rosalina pada tahun 2011 dengan judul "Analisis Peubah Respon Kontinu Non Negatif dengan Regresi *Inverse Gaussian*" berfokus pada data inflasi di Indonesia pada tahun 1980-2010 dengan variabel respon yaitu inflasi dan variabel prediktornya mencakup bahan makanan, perumahan, sandang, kesehatan, dan pendidikan yang membahas tentang kasus kontinu non negatif menggunakan regresi *Inverse Gaussian*. Hasil kesimpulannya menunjukkan histogram data inflasi dapat dilihat bahwa variabel respon (inflasi) adalah variabel kontinu yang memiliki nilai positif, dan kurva menunjukkan kemiringan ke kanan. Artinya regresi *Inverse Gaussian* tepat untuk diterapkan dengan data tersebut. Persamaan

dengan penelitian yang akan dilakukan adalah sama-sama menggunakan model regresi *Inverse Gaussian*, sedangkan perbedaannya adalah membandingkan dengan regresi Gamma.

2. Penelitian yang dilakukan oleh Nusar Hajarisman pada tahun 2010 berkaitan dengan regresi Gamma dengan topik “Pemeriksaan Data Berpengaruh dalam Model Regresi Gamma”, menemukan bahwa dengan menggunakan model regresi Gamma dan fungsi hubung log, model tersebut dinilai cukup baik dalam mengilustrasikan hubungan antara lamanya (dalam tahun) sejak klaim terakhir diajukan oleh pemegang polis serta kombinasi umur, jenis kelamin, dan status pernikahan dengan total biaya klaim yang diasumsikan menyebar Gamma. Hal ini dapat dilihat dari rasio nilai standar deviasi terhadap derajat kebebasan dan rasio nilai chi-kuadrat *Pearson* terhadap derajat kebebasan yang cukup kecil, yaitu:

$$\frac{24,269}{17} = 1,439.$$

Kemudian, ketika melihat nilai estimator parameter θ_1 pada model regresi Gamma menunjukkan bahwa hasilnya tidak signifikan secara statistik di bawah 5%, sedangkan estimator parameter θ_2 menunjukkan hasil yang signifikan. Persamaan antara penelitian yang akan dilakukan adalah keduanya menggunakan model regresi Gamma, namun perbedaannya adalah membandingkan dengan regresi *Inverse Gaussian*.

3. Penelitian yang dilakukan oleh Ulfa Luthfiana pada tahun 2021 tentang kasus kontinu non negatif dengan regresi

Gamma berjudul "Model Regresi Gamma pada Indikator Pencemaran Sungai di Kota Semarang", ditemukan bahwa ada faktor-faktor yang memengaruhi tinggi nilai COD sungai di Kota Semarang tahun 2019-2020 dari hasil analisis diperoleh variabel penting yaitu variabel X_3 atau variabel DO (oksigen terlarut). Faktor-faktor yang berkontribusi terhadap tingginya nilai COD (*Chemical Oxygen Demand*) di Kota Semarang di mana pada tahun 2019-2020 hasil analisis regresi Gamma, dengan membandingkan kedua model, diperoleh model regresi Gamma terbaik. Persamaan dengan penelitian yang akan dilakukan adalah keduanya menggunakan model regresi Gamma dan perbedaannya yaitu dengan membandingkannya dengan regresi *Inverse Gaussian*.

4. Penelitian yang dilakukan Kismiantini pada tahun 2009 mengenai bagaimana membandingkan antara regresi Gamma dan regresi *Inverse Gaussian*. Dalam penelitiannya yang berjudul "Analisis Peubah Respon Kontinu Non Negatif Dengan Regresi Gamma dan Regresi *Inverse Gaussian*" diperoleh bahwa informasi biaya rata-rata klaim bersifat tidak negatif dan condong ke kanan, sehingga kemungkinan pemanfaatan model regresi Gamma dan model regresi *Inverse Gaussian* sangat tinggi. Model regresi Gamma dan model regresi *Inverse Gaussian* keduanya efektif (dengan fungsi tautan logaritmik natural) untuk kasus yang memiliki variabel respon kontinu non-negatif dan condong ke kanan. Persamaan dengan penelitian yang akan dilakukan adalah sama-sama membandingkan antara kedua model dan perbedaannya yaitu mencari model mana yang terbaik

antara keduanya.

Penelitian sebelumnya dalam menangani kasus mengenai variabel kontinu positif rata-rata hanya menggunakan salah satu model regresi yaitu antara regresi *Inverse Gaussian* atau regresi Gamma saja. Namun dalam penelitian kali ini menggunakan perbandingan antara kedua model tersebut yaitu dengan memanfaatkan model regresi *Inverse Gaussian* dan model regresi Gamma dengan memperhatikan nilai AIC terkecil untuk menentukan model yang paling optimal. Hal tersebut digunakan untuk menangani persentase *stunting* di Kabupaten Jepara yang termasuk dalam kasus kontinu positif. Model regresi *Inverse Gaussian* dan Gamma diterapkan dalam penelitian ini, karena model regresi tersebut adalah model probabilitas untuk waktu tunggu yang efisien dan tidak mengasumsikan bahwa data berdistribusi normal.

Kajian ini menyangkut faktor-faktor penyebab *stunting* pada balita di Kabupaten Jepara tahun 2019-2023. Penelitian ini menggunakan Persentase *Stunting* sebagai variabel respon, dan faktor Jumlah Pemberian ASI Eksklusif pada Balita, Jumlah Bayi yang memiliki Berat Badan Lahir Rendah, Penyakit Infeksi Diare pada Balita, dan Riwayat Ibu Hamil Mendapat Tablet Tambah Darah setiap Kecamatan sebagai variabel independen.

BAB III

METODE PENELITIAN

A. Jenis Penelitian

Jenis penelitian yang digunakan merupakan metode pendekatan kuantitatif karena variabel-variabel penelitian yang digunakan dapat diukur dengan angka. Sina (2004) mendefinisikan penelitian kuantitatif sebagai jenis penelitian yang berfokus pada penggunaan data kuantitatif, seperti angka atau nilai numerik, untuk menghasilkan temuan objektif yang dapat diuji secara statistik.

B. Sumber Data

Objek data yang digunakan dalam penelitian ini adalah jenis data sekunder yang diperoleh dari Data dan Informasi Kesehatan Kabupaten Jepara tahun 2019-2023. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data persentase *stunting* Kabupaten Jepara dengan 22 data berupa kecamatan yang terdapat di Kabupaten Jepara per tahunnya.

C. Variabel Penelitian

Variabel dalam penelitian ini terdiri dari variabel dependen dan independen. Variabel dependen (Y) digunakan dalam penelitian ini adalah persentase *stunting* di Kabupaten Jepara tahun 2019-2023. Variabel independen (X) yang digunakan yaitu mengenai beberapa faktor yang diduga menjadi penyebab *stunting*

yaitu:

Tabel 3.1. Variabel Independen Data *Stunting*

Variabel	Deskripsi Variabel
X_1	Jumlah Pemberian ASI Eksklusif pada Balita
X_2	Jumlah Bayi yang Memiliki Berat Badan Lahir Rendah
X_3	Penyakit Infeksi Diare pada Balita
X_4	Riwayat Ibu Hamil Mendapat Tablet Tambah Darah

Pemilihan variabel independen (X) di atas berdasarkan faktor indikator penyokong IPM di Kabupaten Jepara dari kondisi kesejahteraan masyarakat yang dapat diukur dari indeks kesehatan. Variabel independen di atas juga dapat diakses melalui *booklet* indikator *stunting* yang dibahas oleh Kemenkes dalam "*Buku Saku Desa dalam Penanganan Stunting Tahun 2017*".

D. Analisis Data

Dalam penelitian ini menggunakan model regresi *Inverse Gaussian* dan regresi Gamma. Untuk tahapan analisis data diberikan sebagai berikut:

1. Mendeskripsikan data dengan statistik deskriptif dari data persentase *stunting*
2. Menguji hubungan atau korelasi antara variabel dependen (Y) dan variabel (X)
3. Melakukan analisis korelasi dengan korelasi *Pearson*
4. Melakukan asumsi Multikolinieritas dengan uji VIF
5. Melakukan pendugaan parameter regresi *Inverse Gaussian* dan regresi Gamma

6. Melakukan pengujian estimasi parameter regresi *Inverse Gaussian* dan regresi Gamma secara simultan dan parsial
7. Menerapkan regresi *Inverse Gaussian* dan regresi Gamma pada persentase *stunting* di Kabupaten Jepara yang meliputi:

- (a) Melakukan *Preprocessing* data dan membagi data sebesar 80 % untuk *Training* dan 20 % untuk *Testing*.

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan oleh Shinta Nilam dkk pada tahun 2024 mengenai "Perbandingan Algoritma *Naive Bayes* dan *K-Nearest Neighbors (KNN)* Dalam Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi *Capcut*" pada Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan menunjukkan bahwa dengan menggunakan Algoritma *Naive Bayes* dan KNN, dimana pembagian data dilakukan dalam empat skenario (90:10, 80:20, 70:30, 60:40). Rasio perbandingan *Testing Training* 80:20 ini terbukti memiliki tingkat akurasi tertinggi, memberikan kinerja terbaik untuk kedua metode tersebut dan memiliki performa lebih baik dibandingkan dengan rasio yang lainnya, sehingga pada penelitian ini menggunakan rasio perbandingan 80 % : 20 %.

- (b) Melakukan pengujian distribusi data dengan *Anderson Darling*
- (c) Melakukan pendugaan parameter regresi *Inverse Gaussian* dan regresi Gamma pada persentase *stunting* di Kabupaten Jepara. Jika belum diperoleh estimator pada tahapan ini, maka dilanjutkan dengan iterasi *Fisher Scoring*

- (d) Melakukan pembentukan model menggunakan *Training set*
- (e) Melakukan pengujian estimasi parameter yang telah diperoleh dari tahap 7c
- (f) Mengevaluasi dan melakukan pengujian model menggunakan *Testing set*
- (g) Membandingkan nilai AIC untuk memperoleh model terbaik
- (h) Memprediksi data persentase *stunting* di Kabupaten Jepara menggunakan model terbaik yang telah dilatih menggunakan MAE dan RMSE
- (i) Menentukan faktor yang berpengaruh terhadap *stunting* di Kabupaten Jepara dari model terbaik yang diperoleh
- (j) Menafsirkan hasil perbandingan model regresi *Inverse Gaussian* dengan regresi Gamma yang dihasilkan
- (k) Menarik kesimpulan dari hasil analisis

E. Alur Penelitian

Penelitian ini dimulai dengan pemilihan serta pengumpulan data, dimana data yang dipilih adalah data *stunting* dan informasi kesehatan Kabupaten Jepara tahun 2019-2023 yang diperoleh dari Dinas Kesehatan Kabupaten Jepara. Kemudian memilih variabel-variabel yang diduga berpengaruh dan dapat digunakan dalam penelitian ini. Setelah variabel terpilih, selanjutnya dilakukan analisis deskriptif untuk melihat gambaran umum dari penilaian pengaruh faktor terhadap persentase *stunting* di

Kabupaten Jepara. Selanjutnya melakukan *Preprocessing* data dan membagi data sebesar 80 % untuk *Training* dan 20 % untuk *Testing*, kemudian dilakukan pengujian distribusi dengan *Anderson Darling* untuk mengetahui data berdistribusi *Inverse Gaussian* dan Gamma.

Setelah melakukan analisis regresi adalah melakukan pengujian Multikolinieritas. Kemudian melakukan asumsi Multikolinieritas dengan uji VIF. Selanjutnya, data yang sudah siap akan diuji menggunakan regresi *Inverse Gaussian* dan regresi Gamma menggunakan penduga MLE, jika belum mendapatkan estimator maka dilakukan iterasi numerik menggunakan metode *Fisher Scoring*. Langkah selanjutnya yaitu melakukan pembentukan model menggunakan *Training set*. Kemudian, variabel independen akan diketahui berpengaruh secara simultan dan parsial terhadap variabel dependen. Langkah selanjutnya yaitu mengevaluasi dan melakukan pengujian model menggunakan *Testing set* dan menentukan model terbaik menggunakan nilai AIC. Jika nilai AIC semakin kecil, maka model tersebut adalah model terbaik. Setelah itu, langkah selanjutnya yaitu memprediksi data persentase *stunting* di Kabupaten Jepara menggunakan model terbaik yang telah dilatih menggunakan MAE dan RMSE, sehingga mampu menentukan faktor yang berpengaruh terhadap persentase *stunting* di Kabupaten Jepara. Berikut adalah alur penelitian yang disajikan dalam bentuk *Flowchart*:



Gambar 3.1. Alur Penelitian

BAB IV

HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini dijelaskan hasil dari penelitian yang dilakukan dan memberikan jawaban atas rumusan masalah yang terdapat dalam penelitian ini. Hal ini berkaitan dengan perbandingan model terbaik antara regresi *Inverse Gaussian* dengan Gamma pada persentase *stunting* serta mengidentifikasi faktor-faktor yang memengaruhi persentase *stunting* di Kabupaten Jepara sepanjang tahun 2019-2023.

A. Hasil Penelitian

Penelitian ini mengaplikasikan model regresi yang dimulai dengan melakukan estimasi parameter pada regresi *Inverse Gaussian* dan Gamma melalui metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Metode ini membangun fungsi *likelihood* dan logaritma natural ($\ln$) dari fungsi probabilitas, yang kemudian mencari turunan parsial pertama dari parameternya.

1. Estimasi Parameter Model Regresi *Inverse Gaussian*

Dalam analisis regresi yang menggunakan distribusi *Inverse Gaussian*, estimasi parameter seperti μ dan λ memegang peranan yang sangat krusial untuk memahami keterkaitan antara variabel independen dan dependen. Dalam penelitian ini, metode estimasi yang diterapkan adalah *Maximum Likelihood Estimation* (MLE), yang terbukti memberikan parameter yang tidak bias dengan memaksimalkan fungsi *likelihood* yang relevan (Nisa, E.K., S

Miasary, S.D., 2024). Selain itu, estimasi ini dapat ditingkatkan lebih lanjut melalui metode iterasi seperti *Fisher Scoring*.

Berikut langkah-langkah dari estimasi parameter model regresi *Inverse Gaussian*:

1. Mendefinisikan fungsi densitas peluang distribusi *Inverse Gaussian*:

$$f(y \mid \mu, \lambda) = \frac{\lambda}{2\pi y^3} \exp \left(-\frac{\lambda(y - \mu)^2}{2\mu^2 y} \right), \quad y > 0, \mu > 0, \lambda > 0 \quad (4.1)$$

2. Membentuk fungsi *likelihood* $L(\mu, \lambda)$ untuk data $y_1, y_2, \dots, y_n$ adalah produk dari fungsi densitas untuk setiap titik data:

$$L(\mu, \lambda) = \prod_{i=1}^n f(y_i \mid \mu, \lambda) = \prod_{i=1}^n \frac{\lambda}{2\pi y_i^3} \exp \left(-\frac{\lambda(y_i - \mu)^2}{2\mu^2 y_i} \right) \quad (4.2)$$

3. Membentuk fungsi *log-likelihood*

Untuk mempermudah perhitungan, mengambil logaritma natural ($\ln$) dari fungsi *likelihood*. Logaritma dari fungsi *likelihood* mengubah perkalian menjadi penjumlahan dan persamaan eksponensial menjadi lebih sederhana.

$$\ell(\mu, \lambda) = \ln \prod_{i=1}^n \frac{\lambda}{2\pi y_i^3} \exp \left(-\frac{\lambda(y_i - \mu)^2}{2\mu^2 y_i} \right)$$

Dengan menggunakan sifat logaritma $\ln(ab) = \ln(a) + \ln(b)$, sehingga dapat memecahnya menjadi:

$$\ell(\mu, \lambda) = \sum_{i=1}^n \ln \frac{\lambda}{2\pi y_i^3} + \sum_{i=1}^n \ln \exp \left(-\frac{\lambda(y_i - \mu)^2}{2\mu^2 y_i} \right)$$

$$\ell(\mu, \lambda) = \sum_{i=1}^n \frac{1}{2} \ln \frac{\lambda}{2\pi y_i^3} + \sum_{i=1}^n -\frac{\lambda(y_i - \mu)^2}{2\mu^2 y_i}$$

$$\ell(\mu, \lambda) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \ln(\lambda) - \ln(2\pi y_i^3) - \frac{\lambda}{2\mu^2} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i}$$

$$\ell(\mu, \lambda) = \frac{n}{2} \ln(\lambda) - \frac{3}{2} \sum_{i=1}^n \ln(y_i) - \frac{n}{2} \ln(2\pi) - \frac{\lambda}{2\mu^2} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i} \quad (4.3)$$

4. Menghitung gradien (turunan pertama)

Dalam mencari MLE, maka perlu untuk memaksimalkan fungsi *log-likelihood* $\ell(\mu, \lambda)$. Salah satu cara untuk memaksimalkan fungsi ini yaitu dengan mencari turunan pertama (gradien) dari *log-likelihood* terhadap parameter μ dan λ .

(a) Turunan pertama terhadap μ

Berdasarkan persamaan (4.3), selanjutnya diturunkan terhadap μ dan hasilnya sebagai berikut:

$$\frac{\partial \ell(\mu, \lambda)}{\partial \mu} = \frac{d}{d\mu} \left[\frac{n}{2} \ln(\lambda) - \frac{3}{2} \sum_{i=1}^n \ln(y_i) - \frac{n}{2} \ln(2\pi) \right]$$

$$- \frac{\lambda}{2\mu^2} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i}$$

$$\frac{\partial \ell(\mu, \lambda)}{\partial \mu} = \frac{d}{d\mu} \left[- \frac{\lambda}{2\mu^2} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i} \right]$$

$$\frac{d}{d\mu} [f(\mu) \cdot g(\mu)] = f'(\mu)g(\mu) + f(\mu)g'(\mu)$$

dengan:

$$\begin{aligned} \text{i. } f(\mu) &= -\frac{\lambda}{2\mu^2} \\ \text{ii. } g(\mu) &= \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i} \end{aligned}$$

$$\frac{\partial \ell(\mu, \lambda)}{\partial \mu} = \frac{d}{d\mu} \left[-\frac{\lambda}{2\mu^2} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i} \right] + -\frac{\lambda}{2\mu^2} \frac{d}{d\mu} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i}$$

$$\frac{\partial \ell(\mu, \lambda)}{\partial \mu} = -\frac{\lambda}{2} \frac{d}{d\mu} (\mu^{-2}) \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i} + -\frac{\lambda}{2\mu^2} \sum_{i=1}^n \frac{d}{d\mu} \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i}$$

$$\frac{\partial \ell(\mu, \lambda)}{\partial \mu} = -\frac{\lambda}{2} (-2\mu^{-3}) \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i} + -\frac{\lambda}{2\mu^2} \sum_{i=1}^n \frac{1}{y_i} \frac{d}{d\mu} (y_i - \mu)^2$$

$$\frac{\partial \ell(\mu, \lambda)}{\partial \mu} = \frac{\lambda}{\mu^3} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i} + - \frac{\lambda}{2\mu^2} \sum_{i=1}^n \frac{1}{y_i} (-2)(y_i - \mu)$$

$$\frac{\partial \ell(\mu, \lambda)}{\partial \mu} = \frac{\lambda}{\mu^3} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i} + - \frac{\lambda}{2\mu^2} \sum_{i=1}^n \frac{-2(y_i - \mu)}{y_i}$$

$$\frac{\partial \ell(\mu, \lambda)}{\partial \mu} = \frac{\lambda}{\mu^3} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i} + \frac{\lambda}{\mu^2} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)}{y_i} \quad (4.4)$$

(b) Turunan pertama terhadap λ

Berdasarkan persamaan (4.3), selanjutnya diturunkan terhadap λ dan hasilnya sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \ell(\mu, \lambda)}{\partial \lambda} &= \frac{d}{d\lambda} \left[\frac{n}{2} \ln(\lambda) - \frac{3}{2} \sum_{i=1}^n \ln(y_i) - \frac{n}{2} \ln(2\pi) \right. \\ &\quad \left. - \frac{\lambda}{2\mu^2} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i} \right] \end{aligned}$$

$$\frac{\partial \ell(\mu, \lambda)}{\partial \lambda} = \frac{d}{d\lambda} \left[\frac{n}{2} \ln(\lambda) - \frac{\lambda}{2\mu^2} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i} \right]$$

$$\frac{\partial \ell(\mu, \lambda)}{\partial \lambda} = \frac{d}{d\lambda} \left[\frac{n}{2} \ln(\lambda) - \frac{\lambda}{2\mu^2} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i} \right]$$

$$\begin{aligned}\frac{\partial \ell(\mu, \lambda)}{\partial \lambda} &= \frac{n}{2} \cdot \frac{1}{\lambda} - \frac{1}{2\mu^2} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i} \\ \frac{\partial \ell(\mu, \lambda)}{\partial \lambda} &= \frac{n}{2\lambda} - \frac{1}{2\mu^2} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i} \quad (4.5)\end{aligned}$$

5. Menghitung matriks informasi *Fisher*

Matriks informasi *Fisher* adalah matriks yang terdiri dari turunan kedua dari *log-likelihood*. Matriks ini digunakan dalam iterasi untuk memperbarui parameter secara efisien.

(a) Turunan kedua terhadap μ atau $\frac{\partial^2 \ell(\mu, \lambda)}{\partial \mu^2}$

Berdasarkan hasil dari persamaan (4.4), turunan kedua terhadap μ yaitu:

$$\begin{aligned}\frac{\partial^2 \ell(\mu, \lambda)}{\partial \mu^2} &= \frac{d}{d\mu} \left[\frac{\lambda}{\mu^3} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i} + \frac{\lambda}{\mu^2} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)}{y_i} \right] \\ \frac{\partial^2 \ell(\mu, \lambda)}{\partial \mu^2} &= \frac{d}{d\mu} \left[\frac{\lambda}{\mu^3} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i} \right] + \frac{d}{d\mu} \left[\frac{\lambda}{\mu^2} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)}{y_i} \right] \\ \frac{\partial^2 \ell(\mu, \lambda)}{\partial \mu^2} &= \lambda \left[\frac{d}{d\mu} \mu^{-3} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i} + \mu^{-3} \frac{d}{d\mu} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i} \right. \\ &\quad \left. + \lambda \left[\frac{d}{d\mu} \mu^{-2} \cdot \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)}{y_i} + \mu^{-2} \cdot \frac{d}{d\mu} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)}{y_i} \right] \right]\end{aligned}$$

$$\frac{\partial^2 \ell(\mu, \lambda)}{\partial \mu^2} = \lambda \left[-\frac{3}{\mu^4} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i} - \frac{2}{\mu^3} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)}{y_i} \right]$$

$$+ \lambda \left[-\frac{2}{\mu^3} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)}{y_i} - \frac{1}{\mu^2} \sum_{i=1}^n \frac{1}{y_i} \right]$$

$$\frac{\partial^2 \ell(\mu, \lambda)}{\partial \mu^2} = \lambda \left[-\frac{3}{\mu^4} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i} - \frac{4}{\mu^3} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)}{y_i} - \frac{1}{\mu^2} \sum_{i=1}^n \frac{1}{y_i} \right] \quad (4.6)$$

(b) Turunan kedua terhadap λ atau $\frac{\partial^2 \ell(\mu, \lambda)}{\partial \lambda^2}$

Berdasarkan persamaan (4.5), turunan kedua terhadap λ adalah

$$\frac{\partial^2 \ell(\mu, \lambda)}{\partial \lambda^2} = \frac{d}{d\lambda} \left[\frac{n}{2\lambda} - \frac{1}{2\mu^2} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i} \right]$$

$$\frac{\partial^2 \ell(\mu, \lambda)}{\partial \lambda^2} = \frac{d}{d\lambda} \left[\frac{n}{2\lambda} \right] - \frac{d}{d\lambda} \left[\frac{1}{2\mu^2} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i} \right]$$

$$\frac{\partial^2 \ell(\mu, \lambda)}{\partial \lambda^2} = -\frac{n}{2} \lambda^{-2}$$

$$\frac{\partial^2 \ell(\mu, \lambda)}{\partial \lambda^2} = -\frac{n}{2\lambda^2} \quad (4.7)$$

(c) Turunan campuran terhadap μ dan λ atau $\frac{\partial^2 \ell(\mu, \lambda)}{\partial \mu \partial \lambda}$

Berdasarkan hasil gradien terhadap λ pada persamaan

(4.5), selanjutnya diturunkan terhadap μ dan hasilnya sebagai berikut:

$$\frac{\partial^2 \ell(\mu, \lambda)}{\partial \mu \partial \lambda} = \frac{d}{d\mu} \left[\frac{n}{2\lambda} - \frac{1}{2\mu^2} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i} \right]$$

$$\frac{\partial^2 \ell(\mu, \lambda)}{\partial \mu \partial \lambda} = \frac{d}{d\mu} \left[-\frac{1}{2\mu^2} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i} \right]$$

$$\frac{\partial^2 \ell(\mu, \lambda)}{\partial \mu \partial \lambda} = -\frac{1}{2} \cdot \frac{d}{d\mu} \left[\mu^{-2} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i} \right]$$

$$\frac{d}{d\mu} (f(\mu) \cdot g(\mu)) = f'(\mu)g(\mu) + f(\mu)g'(\mu)$$

$$\frac{\partial^2 \ell(\mu, \lambda)}{\partial \mu \partial \lambda} = -\frac{1}{2} \left[\frac{d}{d\mu} \mu^{-2} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i} + \mu^{-2} \cdot \frac{d}{d\mu} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i} \right]$$

dimana:

$$\text{i. } \frac{d}{d\mu} \mu^{-2} = -2\mu^{-3}$$

$$\text{ii. } \frac{d}{d\mu} \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i} = \frac{-2(y_i - \mu)}{y_i}$$

$$\frac{\partial^2 \ell}{\partial \mu \partial \lambda} = -\frac{1}{2} \left[-\frac{2}{\mu^3} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i} - \frac{2}{\mu^2} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)}{y_i} \right]$$

$$\frac{\partial^2 \ell}{\partial \mu \partial \lambda} = \frac{1}{\mu^3} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i} + \frac{1}{\mu^2} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)}{y_i} \quad (4.8)$$

(d) Hasil matriks informasi *Fisher* $I(\mu, \lambda)$

Berdasarkan persamaan (4.6), persamaan (4.7), dan persamaan (4.8), sehingga dapat dibentuk matriks informasi *Fisher* sebagai berikut:

$$I(\mu, \lambda) = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 \ell(\mu, \lambda)}{\partial \mu^2} & \frac{\partial^2 \ell(\mu, \lambda)}{\partial \mu \partial \lambda} \\ \frac{\partial^2 \ell(\mu, \lambda)}{\partial \lambda \partial \mu} & \frac{\partial^2 \ell(\mu, \lambda)}{\partial \lambda^2} \end{pmatrix} \quad (4.9)$$

Dengan komponen-komponen yang telah dihitung:

$$I(\mu, \lambda) = \begin{pmatrix} -\frac{3}{\mu^4} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i} - \frac{4}{\mu^3} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)}{y_i} - \frac{1}{\mu^2} \sum_{i=1}^n \frac{1}{y_i} & \frac{1}{\mu^3} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i} + \frac{1}{\mu^2} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)}{y_i} \\ \frac{1}{\mu^3} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i} + \frac{1}{\mu^2} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)}{y_i} & -\frac{1}{2\lambda^2} \end{pmatrix} \quad (4.10)$$

6. Estimasi parameter lanjutan menggunakan metode *Fisher Scoring*

Persamaan (4.4) dan persamaan (4.5) adalah persamaan non-linier yang harus ditangani dengan pendekatan numerik. Dalam penelitian ini, kami menerapkan metode *Fisher Scoring* untuk menganalisis data. Setelah memiliki gradien dan matriks informasi *Fisher*, langkah selanjutnya adalah menggunakan metode *Fisher Scoring* untuk memperbarui parameter μ dan λ . Berikut adalah penjelasan mengenai algoritma *Fisher Scoring*:

Langkah-langkah metode *Fisher Scoring*:

(a) Inisialisasi

Menentukan nilai awal μ_0 dan λ_0 berdasarkan data.

(b) Menghitung gradien dan matriks informasi *Fisher* untuk parameter μ_0 dan λ_0 .

Berikut adalah rumus gradien:

$$g(\mu_k, \lambda_k) = \frac{\frac{\partial \ell(\mu_k, \lambda_k)}{\partial \mu}}{\frac{\partial \ell(\mu_k, \lambda_k)}{\partial \lambda}} \quad (4.11)$$

Secara umum, informasi *Fisher* untuk distribusi *Inverse Gaussian* memiliki bentuk:

$$I(\mu, \lambda) = \begin{pmatrix} I_{\mu\mu} & I_{\mu\lambda} \\ I_{\lambda\mu} & I_{\lambda\lambda} \end{pmatrix} \quad (4.12)$$

dengan:

- i. $I_{\mu\mu}$: informasi *Fisher* mengenai parameter μ saja,
- ii. $I_{\lambda\lambda}$: informasi *Fisher* mengenai parameter λ saja,
- iii. $I_{\mu\lambda}$ dan $I_{\lambda\mu}$: informasi bersama (*cross-information*) antara μ dan λ . Karena matriks informasi *Fisher* bersifat simetris, maka $I_{\mu\lambda} = I_{\lambda\mu}$.

(c) Memperbarui parameter

Menggunakan rumus *Fisher Scoring* untuk memperbarui nilai μ dan λ . Dengan nilai gradien dan informasi *Fisher* yang dihitung, dapat memperbarui nilai parameter μ dan λ menggunakan rumus *Fisher Scoring* sebagai berikut:

$$\begin{pmatrix} \hat{\mu}_{k+1} \\ \hat{\lambda}_{k+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \hat{\mu}_k \\ \hat{\lambda}_k \end{pmatrix} - I(\hat{\mu}_k, \hat{\lambda}_k)^{-1} g(\hat{\mu}_k, \hat{\lambda}_k) \quad (4.13)$$

dimana:

- i. $\hat{\mu}_k, \hat{\lambda}_k$: Estimasi parameter μ dan λ pada iterasi ke- k ,

- ii. $\hat{\mu}_{k+1}, \hat{\lambda}_{k+1}$: Estimasi parameter yang diperbarui pada iterasi ke- $k + 1$,
 - iii. $g(\hat{\mu}_k, \hat{\lambda}_k)$: gradien dari *log-likelihood* terhadap μ dan λ ,
 - iv. $I(\hat{\mu}_k, \hat{\lambda}_k)$: Matriks informasi *Fisher*, yaitu matriks dari turunan kedua *log-likelihood* menggambarkan kelengkungan fungsi *log-likelihood*,
 - v. I^{-1} : *Inverse* dari matriks informasi *Fisher* digunakan untuk menyesuaikan ukuran langkah dalam pembaruan.
- (d) Cek konvergensi
- Memeriksa apakah perubahan parameter $\hat{\mu}$ dan $\hat{\lambda}$ cukup kecil antara iterasi. Konvergensi diperiksa dengan menghitung perbedaan antara nilai parameter pada iterasi ke- k dan ke- $k + 1$:
- $$\|\hat{\mu}_{k+1} - \hat{\mu}_k\| < \epsilon \text{ dan } \|\hat{\lambda}_{k+1} - \hat{\lambda}_k\| < \epsilon, \text{ di mana } \epsilon \text{ adalah toleransi konvergensi.}$$
- (e) Iterasi
- Mengulagi langkah c dan d sampai parameter μ dan λ konvergen.
- (f) Estimasi akhir
- Setelah konvergen, mengambil nilai $\hat{\mu}$ dan $\hat{\lambda}$ sebagai estimasi MLE dari distribusi *Inverse Gaussian*. Detail implementasi *Fisher Scoring* dapat ditemukan pada Lampiran 31.

2. Estimasi Parameter Model Regresi Gamma

Dalam analisis regresi, seperti halnya model regresi *Inverse Gaussian*, estimasi model regresi Gamma juga menggunakan metode estimasi *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Metode ini terbukti mampu mendapatkan parameter yang tidak bias (Nisa, E.K., S Miasary, S.D., 2024). Proses estimasi parameter menggunakan *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) pada fungsi densitas distribusi Gamma dapat dioptimalkan menggunakan *Fisher Scoring*. Berikut adalah langkah-langkah yang sistematis dalam mencari estimasi parameter distribusi Gamma:

1. Mendefinisikan fungsi densitas peluang distribusi Gamma

Distribusi Gamma terhadap parameter α (*shape*) dan β (*scale*) memiliki fungsi densitas peluang sebagai berikut:

$$f(y \mid \alpha, \beta) = \frac{y^{\alpha-1} e^{-y/\beta}}{\Gamma(\alpha) \beta^\alpha}, \quad y > 0, \alpha > 0, \beta > 0 \quad (4.14)$$

2. Membentuk fungsi *likelihood*

Jika memiliki sampel $y_1, y_2, \dots, y_n$, maka fungsi *likelihood* $L(\alpha, \beta)$ adalah produk dari fungsi densitas:

$$L(\alpha, \beta) = \prod_{i=1}^n \frac{y_i^{\alpha-1} e^{-y_i/\beta}}{\Gamma(\alpha) \beta^\alpha} \quad (4.15)$$

3. Membentuk fungsi *log-likelihood*

Untuk mempermudah perhitungan, mengambil logaritma natural ($\ln$) dari fungsi *likelihood*. Logaritma mengubah perkalian menjadi penjumlahan dan persamaan eksponensial menjadi lebih sederhana.

$$\ell(\alpha, \beta) = \ln \prod_{i=1}^n \frac{y_i^{\alpha-1} e^{-y_i/\beta}}{\Gamma(\alpha) \beta^\alpha}$$

Dengan menggunakan sifat logaritma $\ln(ab) = \ln(a) + \ln(b)$, sehingga dapat memecahnya menjadi dua bagian:

$$\ell(\alpha, \beta) = \sum_{i=1}^n \ln \frac{y_i^{\alpha-1} e^{-y_i/\beta}}{\Gamma(\alpha) \beta^\alpha}$$

$$\ell(\alpha, \beta) = \sum_{i=1}^n \ln(y_i^{\alpha-1}) - \frac{y_i}{\beta} - \ln(\Gamma(\alpha)) - \ln(\beta^\alpha)$$

$$\ell(\alpha, \beta) = \sum_{i=1}^n \ln(y_i^{\alpha-1}) - \sum_{i=1}^n \frac{y_i}{\beta} - \sum_{i=1}^n \ln(\Gamma(\alpha)) - \sum_{i=1}^n \ln(\beta^\alpha)$$

$$\ell(\alpha, \beta) = \sum_{i=1}^n (\alpha-1) \ln(y_i) - \sum_{i=1}^n \frac{y_i}{\beta} - \sum_{i=1}^n \ln(\Gamma(\alpha)) - \sum_{i=1}^n \alpha \ln(\beta)$$

$$\ell(\alpha, \beta) = (\alpha-1) \sum_{i=1}^n \ln(y_i) - \sum_{i=1}^n \frac{y_i}{\beta} - n \ln(\Gamma(\alpha)) - n\alpha \ln(\beta)$$

$$\ell(\alpha, \beta) = (\alpha-1) \sum_{i=1}^n \ln(y_i) - \frac{1}{\beta} \sum_{i=1}^n y_i - n \ln(\Gamma(\alpha)) - n\alpha \ln(\beta)$$

(4.16)

4. Menghitung gradien (turunan pertama)

Untuk menggunakan *Fisher Scoring*, perlu menghitung gradien dari fungsi *log-likelihood* terhadap parameter α dan β .

(a) Turunan pertama terhadap α

Berdasarkan persamaan (4.16), selanjutnya diturunkan terhadap α dan hasilnya sebagai berikut:

$$\frac{\partial \ell(\alpha, \beta)}{\partial \alpha} = \frac{d}{d\alpha} \left((\alpha-1) \sum_{i=1}^n \ln(y_i) - \frac{1}{\beta} \sum_{i=1}^n y_i - n \ln \Gamma(\alpha) - n\alpha \ln(\beta) \right)$$

$$\frac{\partial \ell(\alpha, \beta)}{\partial \alpha} = \frac{d}{d\alpha} (\alpha-1) \sum_{i=1}^n \ln(y_i) - \frac{d}{d\alpha} n \ln \Gamma(\alpha) - \frac{d}{d\alpha} n\alpha \ln(\beta)$$

$$\frac{\partial \ell(\alpha, \beta)}{\partial \alpha} = \sum_{i=1}^n \ln(y_i) - n \frac{d}{d\alpha} \ln \Gamma(\alpha) - n \frac{d}{d\alpha} \alpha \ln(\beta)$$

$$\frac{\partial \ell(\alpha, \beta)}{\partial \alpha} = \sum_{i=1}^n \ln(y_i) - n\psi(\alpha) - n \ln(\beta) \quad (4.17)$$

(b) Turunan pertama terhadap β

Berdasarkan persamaan (4.16), selanjutnya diturunkan terhadap β dan hasilnya sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
\frac{\partial \ell(\alpha, \beta)}{\partial \beta} &= \frac{d}{d\beta} \left((\alpha-1) \sum_{i=1}^n \ln(y_i) - \frac{1}{\beta} \sum_{i=1}^n y_i - n \ln \Gamma(\alpha) - n\alpha \ln(\beta) \right) \\
\frac{\partial \ell(\alpha, \beta)}{\partial \beta} &= \frac{d}{d\beta} \left(-\frac{1}{\beta} \sum_{i=1}^n y_i - \frac{d}{d\beta} (n\alpha \ln(\beta)) \right) \\
\frac{\partial \ell(\alpha, \beta)}{\partial \beta} &= \frac{1}{\beta^2} \sum_{i=1}^n y_i - \frac{n\alpha}{\beta} \quad (4.18)
\end{aligned}$$

5. Menghitung matriks informasi *Fisher*

Matriks informasi *Fisher* adalah matriks yang terdiri dari turunan kedua dari *log-likelihood*. Matriks ini digunakan untuk mempercepat konvergensi pada metode *Fisher Scoring*.

(a) Turunan kedua terhadap α atau $\frac{\partial^2 \ell(\alpha, \beta)}{\partial \alpha^2}$

Berdasarkan persamaan (4.17), turunan kedua terhadap α adalah

$$\begin{aligned}
\frac{\partial^2 \ell(\alpha, \beta)}{\partial \alpha^2} &= \frac{d}{d\alpha} \sum_{i=1}^n \ln(y_i) - n\psi(\alpha) - n \ln(\beta) \\
\frac{\partial^2 \ell(\alpha, \beta)}{\partial \alpha^2} &= \frac{d}{d\alpha} (-n\psi(\alpha)) \\
\frac{\partial^2 \ell(\alpha, \beta)}{\partial \alpha^2} &= -n\psi'(\alpha) \quad (4.19)
\end{aligned}$$

dengan $\psi'(\alpha)$ adalah fungsi trigamma, yaitu turunan

kedua dari fungsi yang memberikan turunan pertama dari $\ln \Gamma(\alpha)$.

(b) Turunan kedua terhadap β atau $\frac{\partial^2 \ell(\alpha, \beta)}{\partial \beta^2}$

Berdasarkan persamaan (4.18), turunan kedua terhadap β adalah

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2 \ell(\alpha, \beta)}{\partial \beta^2} &= \frac{d}{d\beta} \left[\frac{1}{\beta^2} \sum_{i=1}^n y_i - \frac{n\alpha}{\beta} \right] \\ \frac{\partial^2 \ell(\alpha, \beta)}{\partial \beta^2} &= \frac{d}{d\beta} \left[\frac{1}{\beta^2} \sum_{i=1}^n y_i \right] - \frac{d}{d\beta} \left[\frac{n\alpha}{\beta} \right] \\ \frac{\partial^2 \ell(\alpha, \beta)}{\partial \beta^2} &= -\frac{2}{\beta^3} \sum_{i=1}^n y_i + \frac{n\alpha}{\beta^2} \end{aligned} \quad (4.20)$$

(c) Turunan campuran terhadap α dan β atau $\frac{\partial^2 \ell(\alpha, \beta)}{\partial \alpha \partial \beta}$

Berdasarkan hasil gradien terhadap β pada persamaan (4.18), selanjutnya diturunkan terhadap α dan hasilnya sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2 \ell(\alpha, \beta)}{\partial \alpha \partial \beta} &= \frac{d}{d\alpha} \left[\frac{1}{\beta^2} \sum_{i=1}^n y_i - \frac{n\alpha}{\beta} \right] \\ \frac{\partial^2 \ell(\alpha, \beta)}{\partial \alpha \partial \beta} &= \frac{d}{d\alpha} \left[-\frac{n\alpha}{\beta} \right] \\ \frac{\partial^2 \ell(\alpha, \beta)}{\partial \alpha \partial \beta} &= -\frac{n}{\beta} \end{aligned} \quad (4.21)$$

(d) Hasil matriks informasi Fisher $I(\alpha, \beta)$

Berdasarkan hasil dari persamaan (4.19), persamaan

(4.20), dan persamaan (4.21), sehingga dapat dibentuk matriks informasi *Fisher* sebagai berikut:

$$I(\alpha, \beta) = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 \ell(\alpha, \beta)}{\partial \alpha^2} & \frac{\partial^2 \ell(\alpha, \beta)}{\partial \alpha \partial \beta} \\ \frac{\partial^2 \ell(\alpha, \beta)}{\partial \alpha \partial \beta} & \frac{\partial^2 \ell(\alpha, \beta)}{\partial \beta^2} \end{pmatrix} \quad (4.22)$$

Substitusi hasil turunan kedua ke dalam matriks:

$$I(\alpha, \beta) = \begin{pmatrix} -n\psi'(\alpha) & -\frac{n}{\beta} \\ -\frac{n}{\beta} & -\frac{2}{\beta^3} \sum_{i=1}^n y_i + \frac{n\alpha}{\beta^2} \end{pmatrix} \quad (4.23)$$

6. Estimasi parameter lanjutan menggunakan metode *Fisher Scoring*

Metode *Fisher Scoring* menggunakan informasi tentang gradien dan matriks informasi *Fisher* untuk memperbarui estimasi parameter dalam setiap iterasi. Langkah-langkah dari algoritma *Fisher Scoring* pada distribusi Gamma:

(a) Inisialisasi

Menentukan nilai awal untuk parameter α_0 dan β_0 .

(b) Menghitung gradien

Menghitung gradien *log-likelihood* pada iterasi saat ini, $g(\alpha_k, \beta_k)$.

Berikut adalah rumus gradien:

$$g(\alpha_k, \beta_k) = \begin{pmatrix} \frac{\partial \ell(\alpha_k, \beta_k)}{\partial \alpha} \\ \frac{\partial \ell(\alpha_k, \beta_k)}{\partial \beta} \end{pmatrix} \quad (4.24)$$

(c) Menghitung matriks informasi *Fisher*

Menghitung matriks informasi *Fisher* pada iterasi saat ini dengan menggunakan turunan kedua dari *log-likelihood*.

- (d) Melakukan pembaruan parameter
Memperbarui parameter menggunakan rumus:

$$\begin{matrix} \hat{\alpha}_{k+1} \\ \hat{\beta}_{k+1} \end{matrix} = \begin{matrix} \hat{\alpha}_k \\ \hat{\beta}_k \end{matrix} - (I(\hat{\alpha}, \hat{\beta}))^{-1} g(\hat{\alpha}, \hat{\beta}) \quad (4.25)$$

dimana:

- i. $\hat{\alpha}_k, \hat{\beta}_k$: Estimasi parameter α dan β pada iterasi ke- k ,
- ii. $\hat{\alpha}_{k+1}, \hat{\beta}_{k+1}$: Estimasi parameter yang diperbarui pada iterasi ke- $k + 1$,
- iii. $g(\hat{\alpha}_k, \hat{\beta}_k)$: gradien dari *log-likelihood* terhadap α dan β ,
- iv. $I(\hat{\alpha}_k, \hat{\beta}_k)$: Matriks informasi *Fisher*, yaitu matriks dari turunan kedua *log-likelihood* menggambarkan kelengkungan fungsi *log-likelihood*,
- v. I^{-1} : *Inverse* dari matriks informasi *Fisher* digunakan untuk menyesuaikan ukuran langkah dalam pembaruan.

- (e) Mengecek konvergensi

Mengulangi langkah d hingga perubahan parameter antara iterasi berturut-turut cukup kecil, yaitu:

$\|\hat{\alpha}_{k+1} - \hat{\alpha}_k\| < \epsilon$ dan $\|\hat{\beta}_{k+1} - \hat{\beta}_k\| < \epsilon$, di mana ϵ adalah toleransi konvergensi. Detail implementasi *Fisher Scoring* dapat ditemukan pada Lampiran 32.

B. Pembahasan

1. Deskripsi Persentase *Stunting* di Kabupaten Jepara

Kabupaten Jepara merupakan salah satu kabupaten yang berada di Jawa Tengah, dengan luas wilayah sekitar 1.020,3 km^2 . Wilayah ini dibagi menjadi 16 kecamatan yang kini telah meningkat menjadi 22 kecamatan. Setiap kecamatan memiliki persentase kasus *stunting* yang bervariasi. Meskipun Kabupaten Jepara tercatat memiliki tingkat *stunting* yang relatif tinggi, pemerintah daerah telah berupaya keras untuk menekan angka kemajuan *stunting* di kalangan balita. Pada akhir Desember 2023, data menunjukkan bahwa persentase kasus *stunting* di setiap kecamatan masih berada pada angka 2,145 %. Angka ini menunjukkan penurunan yang signifikan dibandingkan dengan tahun-tahun sebelumnya dengan persentase yang sebenarnya jauh lebih besar, yaitu mencapai 9,714 %.

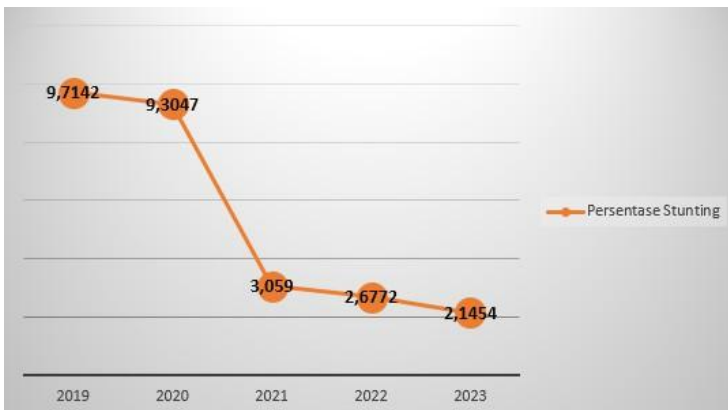
Berikut ini adalah penyajian data persentase *stunting* di Kabupaten Jepara untuk setiap kecamatan pada tahun 2023 yang disajikan dalam bentuk *barchart*:



Gambar 4.1. Jumlah Persentase *Stunting* Setiap Kecamatan

Berdasarkan *barchart* yang ditampilkan pada Gambar 4.1, dapat dilihat bahwa persentase *stunting* di Kabupaten Jepara bervariasi di setiap kecamatan. Kecamatan Mlonggo tercatat sebagai kecamatan dengan persentase *stunting* tertinggi, yaitu sebesar 3,6 %. Sementara itu, Kecamatan Mayong 1 dan Kecamatan Pakis Aji memiliki persentase yang cukup tinggi, masing-masing sebesar 3,2 % dan 3,1 %. Di sisi lain, Kecamatan Tahunan mencatatkan persentase *stunting* terendah, dimana masih terdeteksi adanya *stunting* pada balita di kecamatan tersebut sebesar 1 %.

Kondisi ini menunjukkan bahwa masih ada kecamatan yang terindikasi mengalami masalah *stunting*, hal ini akan berdampak pada penurunan kualitas kesehatan di Kabupaten Jepara. Meskipun demikian, Kabupaten Jepara telah mencatat penurunan prevalensi *stunting* dari tahun 2019 hingga 2023. Perkembangan jumlah kasus *stunting* di Kabupaten Jepara dari tahun 2019 hingga tahun 2023 dapat dilihat pada Gambar 4.2:



Gambar 4.2. Perkembangan Prevalensi Persentase *Stunting* Tahun 2019-2023

Berdasarkan Gambar 4.2 di atas, dapat dilihat perkembangan persentase *stunting* dari tahun 2019 hingga 2023. Pada tahun 2020, Kabupaten Jepara mengalami penurunan persentase *stunting* sebesar 0,41 % dibandingkan dengan tahun sebelumnya. Pada tahun 2021, Kabupaten Jepara berhasil mengurangi persentase *stunting* secara signifikan, mencapai penurunan sebesar 6,24 %. Penurunan ini terus berlanjut hingga mencapai 2,1454 % pada tahun 2023.

Variabel dependen yang diteliti adalah persentase *stunting* di Kabupaten Jepara tahun 2019-2023 dan variabel independennya meliputi X_1 (Jumlah Pemberian ASI Eksklusif pada Balita), X_2 (Jumlah Bayi yang Memiliki Berat Badan Lahir Rendah), X_3 (Penyakit Infeksi Diare pada Balita), dan X_4 (Riwayat Ibu Hamil Mendapat Tablet Tambah Darah). Statistika deskriptif untuk variabel-variabel yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat dalam tabel berikut:

Tabel 4.1. Statistika Deskriptif Variabel Dependen dan Variabel Independen

Variabel	Min	Max	Mean	Std. Deviasi
Persentase <i>Stunting</i>	1,0	17,0	5,304	4,04
Pemberian ASI Eksklusif	5,9	94,4	75,32	13,16
Bayi yang Memiliki BBLR	1,2	6,9	3,432	1,38
Penyakit Infeksi Diare pada Balita	1,8	152,5	18,789	18,290
Riwayat Ibu Hamil Mendapat TTD	77,4	107,5	94,42	4,334

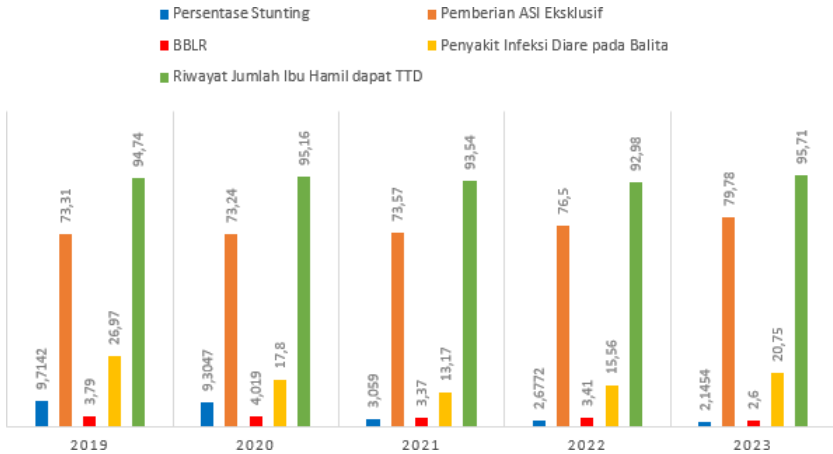
Tabel 4.1 menunjukkan bahwa rata-rata persentase *stunting* di Kabupaten Jepara selama periode 2019-2023 adalah 5,304 %. Persentase *stunting* tertinggi tercatat mencapai 17 %, sementara beberapa kecamatan masih menunjukkan adanya indikasi *stunting* pada balita, dengan angka terendah 1 %. Oleh

karena itu, pemerintah Kabupaten Jepara perlu berupaya keras untuk menekan angka peningkatan persentase *stunting*, sehingga balita di Kabupaten Jepara dapat terhindar dari masalah gizi buruk yang berkepanjangan. Di sisi lain, rata-rata persentase pemberian ASI eksklusif pada balita mencapai 75,32 %, dengan puncaknya tercatat pada rasio 94,4 % dan data terendah tercatat sebesar 5,9 %. Selain itu, rasio bayi dengan berat badan lahir rendah (BBLR) di Kabupaten Jepara menunjukkan rata-rata 3,432 %, yang setara dengan sekitar 3 kasus balita yang mengalami BBLR sepanjang tahun 2019-2023. Rasio bayi dengan berat badan lahir rendah (BBLR) di Kabupaten Jepara tertinggi tercatat mencapai 6,9 %, dengan angka terendah sebesar 1,2 %.

Penyakit infeksi diare pada balita di Kabupaten Jepara masih tergolong tinggi, dengan rata-rata mencapai 18,789 %. Akan tetapi, terdapat kecamatan dengan data penyakit infeksi diare terendah pada balita, yaitu Kecamatan Nalumsari 2 dan Pakis Aji sebesar 1,8 %. Di sisi lain, Kecamatan Keling 1 tercatat sebagai kecamatan yang memiliki data penyakit infeksi diare pada balita tertinggi sepanjang tahun 2019-2023 sebesar 152,5 % dan penyakit infeksi ini dapat menjadi pengaruh terhadap *stunting* pada balita. Selain itu, rasio riwayat ibu hamil mendapat tablet tambah darah di setiap kecamatan juga menunjukkan angka yang kurang memuaskan, dengan rata-rata hanya sebesar 94,42 % dan masih terkendala 6 % untuk mendapatkan hasil yang optimal. Rata-rata tertinggi riwayat ibu hamil menerima tablet tambah darah adalah sebesar 107,5 %, sedangkan rasio terendah tercatat sebesar 77,4 %, yaitu di Kecamatan Karimunjawa.

Berikut ini adalah penyajian data persentase *stunting* di Kabupaten Jepara tahun 2019-2023 berdasarkan faktor-faktor

yang diduga berpengaruh:



Gambar 4.3. Persentase *Stunting* Tahun 2019-2023 Berdasarkan Faktor-Faktor yang Diduga Berpengaruh

Berdasarkan Gambar 4.3 di atas, dapat dilihat data persentase *stunting* di Kabupaten Jepara dari tahun ke tahun berdasarkan faktor yang diduga berpengaruh. Sesuai dengan informasi yang didapat dari Dinas Kesehatan Kabupaten Jepara, persentase *stunting* di Kabupaten Jepara terus menunjukkan penurunan. Rasio sebelumnya berada di angka 9,71 % berhasil menurun hingga mencapai angka 2,14 %. Persentase pemberian ASI eksklusif untuk bayi usia 0-6 bulan di Kabupaten Jepara pada tahun 2023 mencapai 79,78 %, yang menunjukkan peningkatan dibandingkan dengan persentase pemberian ASI eksklusif pada tahun 2022 yang sebesar 76,5 %. Pemberian ASI eksklusif dapat menurunkan risiko *stunting* dan kematian pada bayi dikarenakan Air Susu Ibu (ASI) mengandung elemen-elemen nutrisi yang dibutuhkan oleh bayi untuk mencapai pertumbuhan

dan perkembangan yang optimal sehingga mencegah terjadinya *stunting*. Hal ini dapat terlihat ketika ada peningkatan pemberian ASI eksklusif pada bayi sepanjang tahun 2019-2023 mampu menurunkan persentase *stunting*, sehingga persentase pemberian ASI eksklusif untuk bayi diduga berpengaruh terhadap penurunan persentase *stunting* di Kabupaten Jepara.

Persentase *stunting* pada balita di Kabupaten Jepara yang dipengaruhi oleh bayi yang memiliki berat badan lahir rendah (BBLR) memiliki grafik yang fluktuatif. Hal ini dapat diamati dari grafik yang menunjukkan perbandingan tahun ke tahun. Rasio bayi dengan BBLR pada tahun 2019 menunjukkan angka sebesar 3,79 % dan meningkat menjadi 4,019 % pada tahun berikutnya. Namun, angka BBLR menurun sebesar 0,96 % pada tahun 2021 dan kembali meningkat hingga mencapai 3,41 % pada tahun 2022. Angka BBLR pada tahun 2023 mengalami penurunan dan mencapai angka 2,6 %, dimana rasio tersebut setara dengan 2 kasus balita yang masih mengalami BBLR di Kabupaten Jepara. Peningkatan jumlah bayi dengan Berat Badan Lahir Rendah (BBLR) yang signifikan pada tahun 2019 dan 2020 berdampak pada meningkatnya persentase *stunting* di Kabupaten Jepara. Namun, penurunan angka bayi dengan BBLR pada tahun 2022 dan 2023 menunjukkan bahwa hal ini berpotensi menurunkan persentase *stunting* di Kabupaten Jepara. Hal tersebut menandakan bahwa persentase bayi dengan berat badan lahir rendah (BBLR) diduga berpengaruh pada penurunan persentase *stunting* di Kabupaten Jepara.

Infeksi diare pada balita adalah salah satu penyebab terjadinya *stunting* pada balita. Grafik dari penyakit berulang ini juga mengalami perkembangan yang fluktuatif. Pada tahun 2019 rasio

balita yang terinfeksi penyakit diare mencapai angka 26,97%, dan berangsur menurun hingga tahun 2021 sebesar 13,17%. Akan tetapi, rasio infeksi ini kembali meningkat hingga 2,39% pada tahun berikutnya dan pada tahun 2023 infeksi diare pada balita juga mengalami peningkatan hingga mencapai angka sebesar 20,75 %. Pada tahun 2019, terjadi peningkatan infeksi diare pada balita di Kabupaten Jepara, yang juga beriringan dengan kenaikan persentase *stunting*. Namun, seiring dengan penurunan infeksi diare pada balita di tahun-tahun berikutnya, persentase *stunting* juga mengalami penurunan. Hal ini menunjukkan bahwa infeksi diare pada balita diduga berpengaruh terhadap persentase *stunting* di Kabupaten Jepara. Infeksi diare dapat mengakibatkan malnutrisi karena mengurangi selera makan dan mengganggu proses pencernaan. Diare yang terjadi berulang kali dalam jangka waktu tiga bulan dapat meningkatkan kemungkinan terjadinya *stunting*.

Rasio pemberian tablet tambah darah (TTD) kepada ibu hamil di Kabupaten Jepara pada tahun 2023 adalah 95,71 % meningkat dari tahun 2022 yang sebesar 92,98 %. Grafik dari pemberian tablet tambah darah (TTD) kepada ibu hamil ini juga mengalami perkembangan yang fluktuatif. Anemia pada ibu hamil menyebabkan keguguran/*abortus*, pendarahan yang bisa berujung pada kematian ibu, bayi baru lahir prematur, bayi lahir dengan berat badan rendah, dan bayi dengan risiko lahir mati. Oleh karena itu, pemberian tablet tambah darah (TTD) kepada ibu hamil sangat penting untuk mencukupi asupan zat besi demi menyiapkan proses kehamilan serta persalinan. Jika penambahan tablet tambah darah (TTD) terhadap ibu hamil terus meningkat sepanjang tahun 2019-2023 hingga mencapai 100 %,

maka persentase *stunting* di Kabupaten Jepara dipastikan akan mengalami penurunan yang signifikan. Hal tersebut terbukti bahwa persentase pemberian tablet tambah darah (TTD) terhadap ibu hamil menjadi faktor yang diduga memengaruhi persentase *stunting* di Kabupaten Jepara. Tablet tambah darah harus diberikan minimal 90 (Sembilan puluh) tablet semasa periode kehamilan untuk mencegah terjadinya *stunting* pada balita di Kabupaten Jepara.

2. *Preprocessing Data Training dan Testing Model*

Dalam *machine learning*, khususnya pada regresi yang menggunakan distribusi *Inverse Gaussian* dan Gamma, proses yang terlibat dalam *Testing* dan *Training* data, serta perbandingan antara kedua model ini memerlukan beberapa langkah. Proses ini dimulai dengan pemisahan data, diikuti oleh pemilihan model yang tepat, pengujian kelayakan model, evaluasi kinerja, dan diakhiri dengan membandingkan efektivitas kedua model tersebut.

Berikut adalah langkah-langkah proses *machine learning* dalam *Testing* dan *Training* dilakukan untuk regresi *Inverse Gaussian* dan Gamma:

1. Persiapan Data (*Preprocessing*)

(a) *Training set*

80 % dari total data, digunakan untuk menguji kelayakan model, dan hasilnya dapat dilihat pada Lampiran 12.

(b) *Testing set*

20 % dari total data, digunakan untuk menguji kemampuan model pada data persentase *stunting*

dalam memprediksi data yang belum pernah dilihat, dan hasilnya dapat dilihat pada Lampiran 13.

2. *Training Model*

Proses pembentukan model menggunakan *Training set* untuk menguji kelayakan model regresi menggunakan distribusi *Inverse Gaussian*. Proses *Training* melibatkan estimasi parameter distribusi seperti parameter (*shape* dan *scale*) menggunakan metode MLE, dan hasilnya dapat dilihat pada Lampiran 23. Demikian juga, pada model regresi menggunakan distribusi Gamma juga menggunakan *Training set* dengan parameter yang sesuai untuk distribusi ini, dan hasilnya dapat dilihat pada Lampiran 24. Selama proses *Training*, model tersebut mengestimasi parameter yang optimal yang dapat meminimalkan *error* prediksi terhadap data *Training*.

3. Evaluasi dan Pengujian (*Testing Model*)

Setelah model diuji kelayakan menggunakan *Training set*, langkah selanjutnya yaitu pengujian dengan *Testing set* untuk mengukur kinerja model. Sehingga data *Testing* digunakan untuk membuat prediksi menggunakan kedua model yang sudah diuji kelayakan untuk memperoleh nilai prediksi *stunting* di Kabupaten Jepara pada model terbaik, dan output data prediksi bisa dilihat pada Lampiran 14 dan Lampiran 15.

4. Analisis Residuals pada *Testing* dan *Training Model*

Setelah evaluasi dilakukan, untuk memperoleh model sesuai dengan data atau tidak, diperlukan nilai residuals (selisih antara nilai yang diprediksi dan nilai yang sebenarnya),

sehingga dapat melakukan perbandingan diantara kedua model. Output data residuals dapat dilihat pada Lampiran 16 dan Lampiran 17.

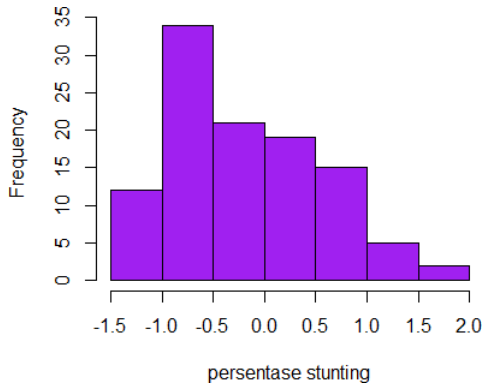
3. Pemodelan Regresi *Inverse Gaussian* dan Gamma pada Persentase *Stunting* di Kabupaten Jepara

Pemodelan *stunting* di Kabupaten Jepara dilakukan untuk mengidentifikasi faktor-faktor yang memengaruhi persentase *stunting* di masing-masing kecamatan, dengan metode regresi *Inverse Gaussian* serta regresi Gamma menggunakan metode *Fisher Scoring*.

1. Pengujian Distribusi *Inverse Gaussian* dan Gamma Menggunakan *Anderson Darling*

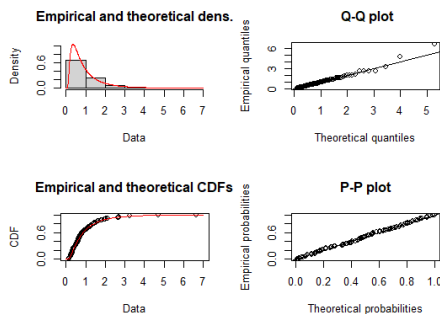
Pada penelitian ini, analisis regresi diterapkan untuk mengidentifikasi dampak dari beberapa variabel tertentu terhadap persentase *stunting* di Kabupaten Jepara. Sebelum dilakukan analisis, distribusi dari variabel respon diuji terlebih dahulu untuk menentukan fungsi yang paling tepat dalam estimasi parameter. Pengujian ini dilakukan menggunakan uji *Goodness of Fit* yaitu pengujian *Anderson Darling*. Keuntungan dari pengujian *Anderson Darling* adalah memungkinkan untuk pengujian sensitivitas dan memiliki kelemahan yaitu pada nilai besar yang harus dihitung untuk setiap distribusi.

Berikut adalah kurva persebaran dari distribusi *Inverse Gaussian* dan Gamma pada persentase *stunting* di Kabupaten Jepara:



Gambar 4.4. Kurva Kontinu Positif Persebaran Distribusi *Inverse Gaussian* dan Gamma

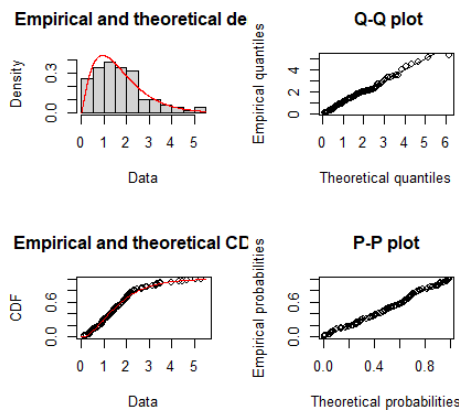
Pada Gambar 4.4 menunjukkan bahwa hasil kurva pada distribusi menceng ke kanan, sehingga jenis data yang diperoleh adalah kontinu positif. Dalam hal ini, distribusi *Inverse Gaussian* dan distribusi Gamma dapat digunakan untuk pemodelan. Hasil *fitting* data persentase *stunting* terhadap distribusi *Inverse Gaussian* adalah sebagai berikut:



Gambar 4.5. Hasil *Fitting* Data Persentase *Stunting* Terhadap Distribusi *Inverse Gaussian*

Fitting distribusi pada data yang sudah dikelompokkan dalam interval bertujuan untuk mencari distribusi probabilitas yang paling sesuai, seperti distribusi *Inverse Gaussian* dan Gamma. Berdasarkan Gambar 4.5 di atas, hasil *fitting* data distribusi *Inverse Gaussian* menghasilkan titik yang terdistribusi di dalam batas interval (ditunjukkan oleh garis berwarna merah). Sementara hasil *fitting* data persentase *stunting* terhadap distribusi Gamma juga memiliki hasil penyebaran yang hampir serupa dengan *fitting* data dari distribusi *Inverse Gaussian*, dimana hasil *fitting* data distribusi Gamma menghasilkan titik yang terdistribusi di dalam batas interval (ditunjukkan oleh garis berwarna merah).

Hasil *fitting* data distribusi Gamma dapat dilihat pada Gambar 4.6 sebagai berikut:



Gambar 4.6. Hasil *Fitting* Data Persentase *Stunting* Terhadap Distribusi Gamma

Proses ini sering kali melibatkan metode seperti *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) atau uji *Goodness of Fit*, yang digunakan dalam menentukan distribusi mana yang paling representatif bagi data tersebut. Uji *Goodness of Fit* distribusi data variabel kontinu positif dilakukan menggunakan beberapa pendekatan salah satunya yaitu menggunakan uji *Anderson Darling*. Hasil pengujian distribusi dapat dilihat pada Tabel 4.2 di bawah:

Tabel 4.2. Hasil Uji Distribusi Variabel Respon

Distribusi	AD	<i>P-value</i>	Keputusan
<i>Inverse Gaussian</i>	0,1233	0,9997	Gagal Tolak H_0
Gamma	0,3812	0,8669	Gagal Tolak H_0

Berikut hipotesis untuk pengujian distribusi *Inverse Gaussian* dan Gamma:

Hipotesis:

- (a) H_0 : Distribusi variabel respon sesuai dengan distribusi *Inverse Gaussian* dan Gamma
- (b) H_1 : Distribusi variabel respon tidak sesuai dengan distribusi *Inverse Gaussian* dan Gamma

Kriteria uji:

Tolak H_0 jika $P\text{-Value} < (\alpha = 0,05)$

Berdasarkan hasil dari Tabel 4.2 menunjukkan bahwa variabel persentase *stunting* di Kabupaten Jepara mengikuti distribusi *Inverse Gaussian* dan Gamma. Hal itu ditunjukkan oleh nilai $P\text{-value}$ dari hasil pengujian masing-masing distribusi $>$ signifikansi $\alpha = 0,05$. Tingginya $P\text{-value}$

tersebut menyebabkan pengujian distribusi gagal ditolak hipotesis (H_0) pada tingkat signifikan 5 %, detail hasil dapat dilihat pada Lampiran 18 dan Lampiran 19.

Metode yang digunakan dalam proses pendugaan parameter distribusi *Inverse Gaussian* dan Gamma yaitu *Maximum Likelihood Estimation* (MLE), detail hasil dapat dilihat pada Lampiran 21 dan Lampiran 22. Hasil dari estimasi parameter untuk setiap distribusi ditunjukkan pada Tabel 4.3:

Tabel 4.3. Estimasi Parameter Distribusi

Distribusi	lokasi (μ)	bentuk (α)	rate (β)
<i>Inverse Gaussian</i>	0,9872	1,2004	-
Gamma	-	2,1933	1,2742

2. Pengujian Multikolinieritas

Salah satu syarat penting dalam analisis regresi adalah tidak adanya korelasi antara variabel prediktor. Pada penelitian ini, analisis mengenai multikolinieritas dilakukan dengan memanfaatkan nilai *Variance Inflation Factors* (VIF), dan hasilnya bisa dilihat pada Lampiran 20.

Tabel 4.4. Hasil Pengujian Multikolinieritas

Variabel	VIF Regresi IG	VIF Regresi Gamma
X_1	1,011750	1,022564
X_2	1,125407	1,114671
X_3	1,064674	1,069630
X_4	1,062277	1,048331

Melalui Tabel 4.4, dapat dilihat bahwa setiap variabel prediktor memiliki nilai VIF di bawah 10. Dengan demikian, semua variabel prediktor telah memenuhi

asumsi multikolinieritas. Hal ini menunjukkan bahwa tidak terdapat korelasi antara variabel prediktor.

3. Penerapan Regresi *Inverse Gaussian* pada Persentase *Stunting* di Kabupaten Jepara

Hasil pengujian distribusi menunjukkan bahwa persentase *stunting* di Kabupaten Jepara mengikuti distribusi *Inverse Gaussian*. Untuk memahami pengaruh variabel-variabel prediktor terhadap persentase *stunting* di Kabupaten Jepara, yaitu dengan melakukan pemodelan regresi *Inverse Gaussian*. Estimasi parameter dilakukan dengan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE), yang dioptimalkan secara numerik melalui pendekatan *Fisher Scoring*.

(a) Pengujian Parameter Secara Simultan pada Regresi *Inverse Gaussian*

Model berhasil dikembangkan, langkah selanjutnya yaitu melakukan pengujian signifikansi parameter secara bersamaan untuk menentukan apakah variabel-variabel yang berpengaruh terhadap persentase *stunting* di Kabupaten Jepara memiliki dampak yang signifikan. Pengujian ini terdiri dari dua tahap. Langkah pertama yaitu pengujian simultan untuk mengevaluasi apakah variabel-variabel prediktor secara kolektif memengaruhi persentase *stunting* di Kabupaten Jepara. Untuk melakukan pengujian simultan ini, digunakan statistik uji *Maximum Likelihood Ratio Test* (MLRT), sebagaimana dijelaskan dalam persamaan (2.29).

Dalam konteks pengujian hipotesis dengan *Maximum*

Likelihood Ratio Test (MLRT) untuk distribusi *Inverse Gaussian*, harus mendefinisikan terlebih dahulu himpunan parameter di bawah hipotesis nol (H_0) dan hipotesis alternatif (H_1) dengan menggunakan fungsi *likelihood* yang sudah didapat dari pendugaan parameter menggunakan MLE. Berikut tahap pengujian hipotesis dengan *Maximum Likelihood Ratio Test* (MLRT) untuk distribusi *Inverse Gaussian*:

- i. Menentukan hipotesis (H_0) dan hipotesis (H_1)

- A. Hipotesis nol (H_0)

$$H_0 : \mu = \mu_0 \quad \text{dan} \quad \lambda = \lambda_0$$

- B. Hipotesis alternatif (H_1)

$$H_1 : \mu \neq \mu_0 \quad \text{atau} \quad \lambda \neq \lambda_0$$

- ii. Himpunan parameter di bawah H_1

Secara lebih jelas, untuk distribusi *Inverse Gaussian* terhadap dua parameter μ dan λ , himpunan parameter yang ada di bawah H_1 adalah

$$\Theta_1 = \{(\mu, \lambda) \mid \mu \neq \mu_0, \lambda \neq \lambda_0\}$$

Artinya, pada hipotesis alternatif H_1 , tidak mengasumsikan nilai spesifik untuk μ dan λ . Kedua parameter ini bebas untuk diperkirakan dari data sebagai estimasi MLE. Parameter-parameter ini dapat memiliki nilai apa pun yang optimal untuk menjelaskan data sampel yang diberikan.

A. Membentuk fungsi *likelihood* di bawah H_1

Ketika melakukan *Maximum Likelihood Ratio Test* (MLRT), perlu untuk menghitung *likelihood ratio* yang mengukur sejauh mana data sampel mendukung hipotesis alternatif dibandingkan dengan hipotesis nol.

Fungsi *likelihood* untuk distribusi *Inverse Gaussian* adalah sebagai berikut:

$$L(\mu, \lambda) = \prod_{i=1}^n \frac{\lambda}{2\pi y_i^3} \exp \left(-\frac{\lambda(y_i - \mu)^2}{2\mu^2 y_i} \right)$$

$$L(\mu, \lambda) = \frac{\lambda^{n/2}}{2\pi} \prod_{i=1}^n y_i^{-3/2} \exp \left(-\frac{\lambda}{2\mu^2} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i} \right) \quad (4.26)$$

Untuk mengoptimalkan *likelihood* ini, akan mencari estimasi MLE dari μ dan λ , yang melibatkan memaksimalkan *log-likelihood* dan kemudian menghitung nilai-nilai optimal parameter tersebut.

B. Membentuk fungsi *log-likelihood* di bawah H_1 :

$$\ell(\mu, \lambda) = \ln \prod_{i=1}^n \frac{\lambda}{2\pi y_i^3} \exp \left(-\frac{\lambda(y_i - \mu)^2}{2\mu^2 y_i} \right)$$

$$\ell(\mu, \lambda) = \sum_{i=1}^n \ln \frac{\lambda}{2\pi y_i^3} + \sum_{i=1}^n \ln \exp -\frac{\lambda(y_i - \mu)^2}{2\mu^2 y_i}$$

$$\ell(\mu, \lambda) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \ln \frac{\lambda}{2\pi y_i^3} + \sum_{i=1}^n \ln \exp -\frac{\lambda(y_i - \mu)^2}{2\mu^2 y_i}$$

$$= \frac{n}{2} \ln(\lambda) - \frac{3}{2} \sum_{i=1}^n \ln(y_i) - \frac{n}{2} \ln(2\pi) - \frac{\lambda}{2\mu^2} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i} \quad (4.27)$$

C. Menghitung estimator MLE di bawah H_1

Untuk mendapatkan estimator dari *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) di bawah H_1 , yaitu dengan memaksimalkan fungsi *log-likelihood* terhadap parameter μ dan λ . Terdapat dua langkah yang pertama yaitu menghitung turunan dari fungsi *log-likelihood* terhadap setiap parameter, dan kedua menyelesaikan sistem persamaan untuk mendapatkan nilai estimasi.

Berdasarkan hasil turunan dari fungsi *log-likelihood* terhadap λ pada persamaan (4.5), setelah itu setarakan dengan nol untuk mencari nilai $\hat{\lambda}$:

$$\frac{n}{2\lambda} - \frac{1}{2\mu^2} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i} = 0$$

$$\frac{n}{2\lambda} = \frac{1}{2\mu^2} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i}$$

$$\hat{\lambda} = \frac{n\mu^2}{\sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i}} \quad (4.28)$$

Berdasarkan hasil turunan dari fungsi *log-likelihood* terhadap μ pada persamaan (4.4), setelah itu setarakan dengan nol untuk mencari nilai $\hat{\mu}$:

$$\frac{\lambda}{\mu^3} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i} + \frac{\lambda}{\mu^2} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)}{y_i} = 0$$

$$\lambda \frac{1}{\mu^3} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i} + \frac{1}{\mu^2} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)}{y_i} = 0$$

karena $\lambda \neq 0$, bisa hilangkan λ :

$$\frac{1}{\mu^3} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i} + \frac{1}{\mu^2} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)}{y_i} = 0 \quad (4.29)$$

Persamaan ini harus diselesaikan secara numerik menggunakan metode *Fisher Scoring* untuk mendapatkan estimasi $\hat{\mu}$. Setelah memperoleh nilai estimasi $\hat{\mu}$ dan $\hat{\lambda}$ dengan output dapat dilihat pada Lampiran 31, dapat menghitung *likelihood* di bawah H_1 dengan

substitusi nilai masing-masing estimasi ke dalam fungsi:

$$= \frac{n}{2} \ln(\hat{\lambda}) - \frac{3}{2} \sum_{i=1}^n \ln(y_i) - \frac{n}{2} \ln(2\pi) - \frac{\hat{\lambda}}{2\mu^2} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i} \quad (4.30)$$

iii. Himpunan parameter di bawah H_0

Di bawah hipotesis (H_0), parameter μ dan λ diambil nilai tertentu, yaitu $\mu = \mu_0$ dan $\lambda = \lambda_0$. Himpunan parameter yang ada di bawah H_0 adalah

$$\Theta_0 = \{(\mu, \lambda) \mid \mu = \mu_0, \lambda = \lambda_0\}$$

Fungsi *likelihood* di bawah H_0 adalah

$$L(\mu_0, \lambda_0) = \prod_{i=1}^n \frac{\lambda_0}{2\pi y_i^3} \exp \left(-\frac{\lambda_0 (y_i - \mu_0)^2}{2\mu_0^2 y_i} \right) \quad (4.31)$$

Fungsi *log-likelihood* di bawah H_0 adalah

$$= \frac{n}{2} \ln(\lambda_0) - \frac{n}{2} \ln(2\pi) - \frac{3}{2} \sum_{i=1}^n \ln(y_i) - \frac{\lambda_0}{2\mu_0^2} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu_0)^2}{y_i} \quad (4.32)$$

iv. Rasio *likelihood* dan statistik uji

Rasio *likelihood* Λ dihitung sebagai rasio antara *likelihood* di bawah H_0 dan *likelihood* di bawah H_1 :

$$\Lambda = \frac{\sup_{\vartheta \in \Theta_0} L(\mu, \lambda)}{\sup_{\vartheta \in \Theta_1} L(\mu, \lambda)} \quad (4.33)$$

$$\Lambda = \exp -2 \ell(\mu_0, \lambda_0) - \ell(\hat{\mu}, \hat{\lambda}) \quad (4.34)$$

Statistik uji MLRT adalah

$$-2 \log \Lambda = -2 \ell(\mu_0, \lambda_0) - \ell(\hat{\mu}, \hat{\lambda})$$

menjadi:

$$\begin{aligned} &= -2 \left[\frac{n}{2} \ln(\lambda_0) - \frac{n}{2} \ln 2\pi - \frac{3}{2} \sum_{i=1}^n \ln y_i - \frac{\lambda_0}{2\mu_0^2} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu_0)^2}{y_i} \right] \\ &= -2 \left[\frac{n}{2} \ln(\hat{\lambda}) - \frac{3}{2} \sum_{i=1}^n \ln(y_i) - \frac{n}{2} \ln(2\pi) - \frac{\hat{\lambda}}{2\mu^2} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mu)^2}{y_i} \right] \end{aligned} \quad (4.35)$$

Statistik uji ini mengikuti distribusi chi-kuadrat dengan derajat bebas yang sesuai, yang bergantung pada perbedaan jumlah parameter yang diperkirakan antara H_0 dan H_1 .

Jika hasil pengujian simultan menunjukkan bahwa ada setidaknya satu variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon, maka langkah selanjutnya adalah melakukan pengujian tahap kedua. Tujuan dari tahap ini yaitu untuk memaparkan variabel-variabel tertentu yang memiliki pengaruh signifikan terhadap persentase *stunting* di Kabupaten Jepara, dan hasilnya bisa dilihat pada Lampiran 27.

Hasil mengenai signifikansi parameter secara simultan dapat dilihat pada Tabel 4.5.

Tabel 4.5. Hasil Pengujian Simultan Regresi *Inverse Gaussian*

G^2	Df	$\chi^2_{0,05;n}$	P-Value	Keputusan
1922,8	107	131,0315	< 2,2e-16	Tolak H_0

Berikut hipotesis untuk pengujian secara simultan model regresi *Inverse Gaussian*:

Hipotesis:

- i. H_0 : Tidak terdapat variabel prediktor yang berpengaruh terhadap variabel respon
- ii. H_1 : Terdapat variabel prediktor yang berpengaruh terhadap variabel respon

Kriteria uji:

Tolak H_0 jika $P\text{-Value} < (\alpha = 0,05)$

Tabel 4.5 menunjukkan hasil dari G^2 lebih besar daripada nilai χ^2 tabel dan nilai $P\text{-Value} < \text{tingkat signifikansi } (\alpha = 0,05)$ dengan derajat kebebasan 107. Hal ini berarti H_0 ditolak, dan hipotesis awal yang menyatakan bahwa parameter regresi sama dengan nol atau tidak berpengaruh. Sehingga, dapat disimpulkan bahwa secara keseluruhan, variabel-variabel independen memiliki pengaruh pada persentase *stunting* di Kabupaten Jepara.

(b) Pengujian Parameter Secara Parsial pada Regresi *Inverse Gaussian*

Berdasarkan analisis yang telah dilakukan, diketahui bahwa variabel-variabel prediktor secara simultan

memiliki pengaruh terhadap persentase *stunting* di Kabupaten Jepara, pengujian parameter dilakukan secara parsial untuk mengetahui variabel spesifik yang memiliki pengaruh signifikan terhadap respon. Hasil pengujian parameter regresi secara parsial disajikan dalam Tabel 4.6. Berdasarkan hasil pengujian signifikansi parameter secara parsial, variabel yang memiliki pengaruh signifikan terhadap persentase *stunting* di Kabupaten Jepara pada tingkat signifikan 5 % dari 4 variabel independen hanya 1 variabel yang memiliki pengaruh signifikan yaitu variabel BBLR, dan hasilnya dapat dilihat pada Lampiran 25.

Berikut hasil pengujian parameter secara parsial menggunakan uji *Wald*:

Tabel 4.6. Hasil Uji *Wald* Regresi *Inverse Gaussian*

Parameter	$\hat{\theta}_i$	<i>Wald</i> (<i>W</i>)	<i>P-Value</i>	Keputusan
<i>Intercept</i>	-0,48056	0,06950962	0,7920	Tidak Signifikan
$\hat{\theta}_1$	-0,00459	0,56922198	0,4505	Tidak Signifikan
$\hat{\theta}_2$	0,16575	7,03457769	0,0079	Signifikan
$\hat{\theta}_3$	0,00099	0,04354876	0,8346	Tidak Signifikan
$\hat{\theta}_4$	0,02013	1,23597916	0,2662	Tidak Signifikan

Distribusi *Inverse Gaussian* juga dikenal sebagai distribusi "*Wald*" yaitu anggota keluarga eksponensial dengan dua parameter yang variabel acak kontinu positif berkisar dari $(0, \infty)$. Pengujian parameter secara parsial pada parameter θ dan λ juga dapat menggunakan uji *Wald*, sebagaimana dijelaskan dalam persamaan (2.31).

Pengujian parameter secara parsial dengan uji *Wald*

pada distribusi *Inverse Gaussian* di bawah hipotesis H_1 dan H_0 . Pengujian parameter parsial bertujuan untuk menguji apakah parameter μ atau λ berada pada suatu nilai tertentu (misalnya, μ_0 atau λ_0).

i. Hipotesis untuk μ

Hipotesis Nol (H_0): $\mu = \mu_0$

Hipotesis Alternatif (H_1): $\mu \neq \mu_0$

ii. Hipotesis untuk λ

Hipotesis Nol (H_0): $\lambda = \lambda_0$

Hipotesis Alternatif (H_1): $\lambda \neq \lambda_0$

iii. Statistik uji *Wald*

Setelah mendapatkan estimasi parameter $\hat{\mu}$ dan $\hat{\lambda}$ dengan MLE yang terlampir pada Lampiran 31, fungsi *likelihood* pada persamaan (4.2) dan fungsi *log-likelihood* pada persamaan (4.3) dapat menghitung statistik uji *Wald* untuk menguji hipotesis parameter secara parsial.

Statistik uji *Wald* untuk parameter μ dan λ adalah

$$W_{\mu} = \frac{(\hat{\mu} - \mu_0)^2}{\text{Var}(\hat{\mu})} \quad (4.36)$$

dan

$$W_{\lambda} = \frac{(\hat{\lambda} - \lambda_0)^2}{\text{Var}(\hat{\lambda})} \quad (4.37)$$

dengan $\text{Var}(\hat{\mu})$ dan $\text{Var}(\hat{\lambda})$ adalah varians dari estimasi $\hat{\mu}$ dan $\hat{\lambda}$, yang dapat dihitung dari informasi *Fisher* (atau turunan kedua *log-likelihood*), sebagaimana yang dijelaskan dalam persamaan (4.6) dan persamaan (4.7).

Berikut hipotesis untuk pengujian secara parsial (uji *Wald*) model regresi *Inverse Gaussian*:

Hipotesis:

- i. H_0 : Parameter θ_i tidak signifikan; $i = 1, 2, 3, 4$
- ii. H_1 : Parameter θ_i signifikan; $i = 1, 2, 3, 4$

Kriteria uji:

Tolak H_0 jika $P\text{-Value} < (\alpha = 0,05)$

Berdasarkan hasil dari Tabel 4.6 menunjukkan tingkat signifikansi setiap variabel. Nilai $P\text{-Value}$ pada *intercept* yang sangat besar yaitu $0,7920 > 0,05$ menunjukkan jika *intercept* θ_0 tidak signifikan. Artinya, *intercept* terima H_0 dan tidak berpengaruh secara signifikan terhadap variabel dependen. Nilai $P\text{-Value}$ pada (θ_1) juga memiliki nilai yang sangat besar yaitu sebesar $0,4505$ menunjukkan bahwa (θ_1) juga terima H_0 dan tidak signifikan pada tingkat signifikansi $\alpha = 0,05$. Selanjutnya, nilai $P\text{-Value}$ untuk (θ_2) adalah $0,0079 < 0,05$ dan tolak H_0 . Hal ini menunjukkan bahwa (θ_2) signifikan secara statistik dan memiliki pengaruh yang signifikan terhadap variabel dependen, dan hasilnya bisa dilihat pada Lampiran 25.

Nilai $P\text{-Value}$ pada (θ_3) yang sangat besar yaitu sebesar $0,8346$ menunjukkan bahwa (θ_3) terima H_0 dan tidak signifikan pada tingkat signifikansi $0,05$ dan untuk (θ_4) juga tidak berpengaruh signifikan karena terima H_0 dengan nilai $P\text{-Value}$ yang sangat besar dari tingkat signifikansi yaitu sebesar $0,2662$. Statistik *Wald* yang besar menunjukkan bahwa koefisien tersebut mungkin

signifikan dan memiliki pengaruh yang lebih besar terhadap variabel dependen.

Berdasarkan hasil yang telah didapat, dapat disimpulkan bahwa hanya (β_2) yang tolak H_0 , artinya memiliki pengaruh signifikan terhadap variabel dependen dalam model regresi *Inverse Gaussian* ini karena memiliki nilai $P\text{-Value} < \alpha$ dan memiliki nilai uji *Wald* yang paling besar. Tabel 4.6 menunjukkan bahwa hanya parameter β_2 yang signifikan. Oleh karena itu, diperlukan proses regresi ulang untuk mendapatkan model regresi *Inverse Gaussian* terbaik, yaitu model yang mencakup semua parameter signifikan. Dalam hal ini, pemodelan *Inverse Gaussian* yang kedua hanya menggunakan variabel Berat Badan Lahir Rendah (X_2), dan hasilnya dapat dilihat pada Lampiran 29.

Berikut ini adalah hasil uji parameter secara parsial untuk model yang kedua:

Tabel 4.7. Hasil Estimasi dan Pengujian Parameter Model Regresi *Inverse Gaussian* Kedua

Parameter	$\hat{\theta}_i$	SE	W	P-value	Keputusan
<i>Intercept</i>	1,22907	0,19384	6,341	5,72e-09	Signifikan
$\hat{\theta}_2$	0,12628	0,05602	2,254	0,0262	Signifikan

Berdasarkan hasil estimasi dan pengujian parameter model regresi *Inverse Gaussian* kedua yang tertera pada Tabel 4.7, dapat disimpulkan bahwa $\beta_2 < \alpha$ ($0,0262 < 0,05$) dan menunjukkan penolakan terhadap H_0 , artinya memiliki pengaruh signifikan terhadap variabel dependen dalam model regresi

Inverse Gaussian. Selanjutnya, untuk menentukan model regresi *Inverse Gaussian* yang paling baik, dilakukan perbandingan antara model pertama dan model kedua menggunakan nilai AIC.

Berikut nilai AIC dari kedua model regresi *Inverse Gaussian* yang diperoleh:

Tabel 4.8. Nilai AIC Setiap Model Regresi *Inverse Gaussian*

Model	AIC
Model regresi <i>Inverse Gaussian</i> dengan X_1, X_2, X_3, X_4	549,47
Model regresi <i>Inverse Gaussian</i> dengan X_2	545,23

Berdasarkan Tabel 4.8 di atas, diperoleh nilai AIC terkecil diantara dua model yaitu model regresi *Inverse Gaussian* dengan variabel X_2 saja, dan hasilnya dapat dilihat pada Lampiran 23 dan Lampiran 29. Dengan demikian, model regresi *Inverse Gaussian* terbaik pada persentase *stunting* di Kabupaten Jepara adalah

$$\hat{\mu}_i = \exp(1,22907 + 0,12628X_{i2}) \quad (4.38)$$

dimana:

- i. $\hat{\mu}_i$: nilai prediksi dari μ untuk observasi ke- i , $i = 1, 2, \dots, 108$,
- ii. X_{i2} : variabel prediktor (independen) kedua pada observasi ke- i ,
- iii. 1,22907: *intercept* atau konstanta dari model,
- iv. 0,12628: koefisien regresi untuk variabel X_{i2} ,
- v. $\exp(\cdot)$: fungsi eksponensial, yaitu $e^{(\cdot)}$.

Rumus ini menunjukkan nilai prediksi dari parameter μ_i (misalnya, rata-rata atau nilai harapan) pada model regresi *log-linear*, di mana bentuk linier dari prediksi dipangkatkan dengan eksponen (fungsi exp). Koefisien 0,12628 menunjukkan bahwa setiap peningkatan satu unit pada X_{i2} akan menyebabkan kenaikan eksponensial sebesar $e^{0,12628} \approx 1,1346$ pada $\hat{\mu}_i$, atau sekitar kenaikan 13,46 % pada nilai rata-rata μ_i .

4. Penerapan Regresi Gamma pada Persentase *Stunting* di Kabupaten Jepara

(a) Pengujian Parameter Secara Simultan pada Regresi Gamma

Parameter model regresi diestimasi dengan memanfaatkan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Setelah hasil estimasi parameter diperoleh, pengujian selanjutnya dilakukan secara simultan menggunakan *Maximum Likelihood Ratio Test* (MLRT). Langkah penting dalam pengujian hipotesis menggunakan *Maximum Likelihood Ratio Test* (MLRT) terutama dalam konteks distribusi Gamma adalah membangun fungsi *likelihood* untuk hipotesis nol (H_0) dan hipotesis alternatif (H_1) dengan memanfaatkan fungsi *likelihood* yang sudah didapat sebelumnya.

Berikut langkah pengujian hipotesis dengan *Maximum Likelihood Ratio Test* (MLRT) untuk distribusi Gamma:

- i. Menentukan fungsi *likelihood* dari Gamma:

$$f(y_i; \alpha, \beta) = \frac{y_i^{\alpha-1} e^{-\frac{y_i}{\beta}}}{\Gamma(\alpha) \beta^\alpha}, \quad y_i > 0 \quad (4.39)$$

$$L(\alpha, \beta) = \prod_{i=1}^n f(y_i; \alpha, \beta)$$

$$L(\alpha, \beta) = \prod_{i=1}^n \frac{y_i^{\alpha-1} e^{-\frac{y_i}{\beta}}}{\Gamma(\alpha) \beta^\alpha}$$

$$L(\alpha, \beta) = \prod_{i=1}^n \frac{y_i^{\alpha-1}}{\beta^\alpha} \cdot \prod_{i=1}^n e^{-\frac{y_i}{\beta}} \cdot \frac{1}{\Gamma(\alpha)^n} \quad (4.40)$$

ii. Menghitung fungsi *log-likelihood*

Log-likelihood untuk distribusi Gamma adalah

$$\ell(\alpha, \beta) = \sum_{i=1}^n \ln f(y_i; \alpha, \beta)$$

$$\ell(\alpha, \beta) = \sum_{i=1}^n \left((\alpha - 1) \ln(y_i) - \frac{y_i}{\beta} - \ln(\Gamma(\alpha)) - \alpha \ln(\beta) \right)$$

$$\ell(\alpha, \beta) = (\alpha - 1) \sum_{i=1}^n \ln(y_i) - \frac{1}{\beta} \sum_{i=1}^n y_i - n \ln(\Gamma(\alpha)) - n\alpha \ln(\beta) \quad (4.41)$$

iii. Membangun fungsi *likelihood* untuk H_0 dan H_1

A. Fungsi *likelihood* di bawah Hipotesis Nol (H_0)

Hipotesis nol biasanya mengasumsikan bahwa parameter α dan β terikat pada nilai tertentu.

Misalnya, menguji hipotesis H_0 bahwa $\alpha = \alpha_0$ dan $\beta = \beta_0$, di mana α_0 dan β_0 adalah nilai yang diketahui atau ditetapkan.

Fungsi *likelihood* di bawah hipotesis nol menjadi:

$$L_0(\alpha_0, \beta_0) = \prod_{i=1}^n \frac{y_i^{\alpha_0 - 1} e^{-y_i/\beta_0}}{\Gamma(\alpha_0) \beta_0^{\alpha_0}} \quad (4.42)$$

$$\begin{aligned} \ell_0(\alpha_0, \beta_0) &= (\alpha_0 - 1) \sum_{i=1}^n \ln(y_i) - \frac{1}{\beta_0} \sum_{i=1}^n y_i \\ &\quad - n \ln(\Gamma(\alpha_0)) - n \alpha_0 \ln(\beta_0) \end{aligned} \quad (4.43)$$

B. Fungsi *likelihood* di bawah Hipotesis Alternatif (H_1)

Di bawah hipotesis alternatif H_1 , tidak membatasi nilai parameter α dan β . Dengan kata lain, α dan β dapat berbeda dari α_0 dan β_0 . Oleh karena itu, perlu menghitung *log-likelihood* dengan parameter bebas α dan β .

Fungsi *likelihood* di bawah hipotesis alternatif adalah

$$L_1(\alpha, \beta) = \prod_{i=1}^n \frac{y_i^{\alpha - 1} e^{-y_i/\beta}}{\Gamma(\alpha) \beta^\alpha} \quad (4.44)$$

$$\begin{aligned} \ell_1(\hat{\alpha}, \hat{\beta}) = (\hat{\alpha} - 1) \sum_{i=1}^n \ln(y_i) - \frac{1}{\hat{\beta}} \sum_{i=1}^n y_i \\ - n \ln(\hat{\Gamma}(\hat{\alpha})) - n \hat{\alpha} \ln(\hat{\beta}) \end{aligned} \quad (4.45)$$

Di sini, mencari nilai $\hat{\alpha}$ dan $\hat{\beta}$ yang memaksimalkan *log-likelihood*, yang dapat diperoleh dengan menghitung turunan dari *log-likelihood* terhadap α dan β , lalu menyelesaikan sistem persamaan untuk mendapatkan nilai estimasi parameter $\hat{\alpha}$ dan $\hat{\beta}$ berdasarkan hasil implementasi *Fisher Scoring* pada Lampiran 32.

iv. Pengujian hipotesis dengan *Maximum Likelihood Ratio Test* (MLRT)

Statistik uji MLRT adalah dua kali perbedaan antara *log-likelihood* maksimum di bawah hipotesis alternatif dan *log-likelihood* di bawah hipotesis nol:

$$\Lambda = \exp -2 \ell(\alpha_0, \beta_0) - \ell(\hat{\alpha}, \hat{\beta}) \quad (4.46)$$

Statistik uji MLRT adalah

$$-2 \log \Lambda = -2 \ell(\alpha_0, \beta_0) - \ell(\hat{\alpha}, \hat{\beta})$$

$$\begin{aligned}
&= -2((\alpha_0 - 1) \sum_{i=1}^n \ln(y_i) - \frac{1}{\beta_0} \sum_{i=1}^n y_i - n \ln(\Gamma(\alpha_0)) \\
&\quad - n\alpha_0 \ln(\beta_0) - (\hat{\alpha} - 1) \sum_{i=1}^n \ln(y_i) - \frac{1}{\hat{\beta}} \sum_{i=1}^n y_i \\
&\quad - n \ln(\hat{\Gamma}(\hat{\alpha})) - n \hat{\alpha} \ln(\hat{\beta})) \quad (4.47)
\end{aligned}$$

Statistik uji MLRT ini mengikuti distribusi *chi-square* dengan derajat kebebasan yang bergantung pada jumlah parameter yang dibebaskan di bawah H_1 (misalnya, 2 derajat kebebasan jika mengestimasi α (*shape*) dan β (*scale*)).

Hasil dari pengujian secara simultan terhadap regresi Gamma disajikan dalam Tabel 4.9 berikut:

Tabel 4.9. Hasil Pengujian Simultan Regresi Gamma

G^2	Df	$\chi^2_{0,05;n}$	P-Value	Keputusan
2,9818	107	131,0315	1	Gagal Tolak H_0

Berikut hipotesis untuk pengujian secara simultan model regresi Gamma:

Hipotesis:

- i. H_0 : Tidak terdapat variabel prediktor yang berpengaruh terhadap variabel respon
- ii. H_1 : Terdapat variabel prediktor yang berpengaruh terhadap variabel respon

Kriteria uji:

Tolak H_0 jika $P\text{-Value} < (\alpha = 0,05)$

Berdasarkan Tabel 4.9 nilai statistik uji G^2 lebih kecil daripada nilai χ^2 pada level signifikan 0,05 dengan derajat bebas 107 dan untuk nilai $P\text{-Value} > \alpha$. Hal tersebut mengakibatkan tidak cukup bukti atau gagal untuk menolak H_0 pada tingkat signifikan 5%. Dengan demikian, tidak terdapat variabel prediktor yang memiliki pengaruh terhadap variabel respon dalam model regresi Gamma terhadap persentase *stunting* di Kabupaten Jepara, dan hasilnya dapat dilihat pada Lampiran 28.

(b) Pengujian Parameter Secara Parsial pada Regresi Gamma

Setelah diketahui bahwa variabel-variabel prediktor secara simultan memberikan pengaruh signifikan terhadap persentase *stunting* di Kabupaten Jepara, langkah selanjutnya yaitu pengujian parameter secara parsial untuk mengidentifikasi variabel spesifik yang berkontribusi secara signifikan terhadap respon tersebut.

Pengujian parameter secara parsial dengan uji *Wald* pada distribusi Gamma di bawah hipotesis H_1 dan H_0 . Pengujian parameter parsial bertujuan untuk menguji apakah parameter α atau β berada pada suatu nilai tertentu (misalnya, α_0 atau β_0).

i. Hipotesis untuk α

Hipotesis Nol (H_0): $\alpha = \alpha_0$

Hipotesis Alternatif (H_1): $\alpha \neq \alpha_0$

ii. Hipotesis untuk θ

Hipotesis Nol (H_0): $\theta = \theta_0$

Hipotesis Alternatif (H_1): $\theta \neq \theta_0$

iii. Statistik uji *Wald*

Setelah mendapatkan estimasi parameter $\hat{\alpha}$ dan $\hat{\theta}$ dengan MLE yang terlampir pada Lampiran 32, fungsi *likelihood* pada persamaan (4.15) dan fungsi *log-likelihood* pada persamaan (4.16) dapat menghitung statistik uji *Wald* untuk menguji hipotesis parameter secara parsial.

Statistik uji Wald untuk parameter α dan θ adalah

$$W_{\alpha} = \frac{(\hat{\alpha} - \alpha_0)^2}{\text{Var}(\hat{\alpha})} \quad (4.48)$$

dan

$$W_{\theta} = \frac{(\hat{\theta} - \theta_0)^2}{\text{Var}(\hat{\theta})} \quad (4.49)$$

dengan $\text{Var}(\hat{\alpha})$ dan $\text{Var}(\hat{\theta})$ adalah varians dari estimasi masing-masing parameter yaitu $\hat{\alpha}$ dan $\hat{\theta}$, yang dapat dihitung dari informasi *Fisher* (atau turunan kedua *log-likelihood*), sebagaimana yang sudah dijelaskan pada persamaan (4.19) dan persamaan (4.20).

Pengujian parameter pada distribusi Gamma yang dilakukan secara parsial untuk parameter θ (*scale*) dan α (*shape*) dapat dilakukan menggunakan uji *Wald*, seperti yang sudah dijelaskan dalam persamaan (2.31), dan hasilnya bisa dilihat pada Lampiran 26.

Berikut ini adalah hasil dari pengujian parameter secara

parsial menggunakan uji *Wald* pada model regresi Gamma:

Tabel 4.10. Hasil Uji *Wald* Regresi Gamma

Parameter	$\hat{\theta}_i$	<i>Wald</i> (<i>W</i>)	<i>P-Value</i>	Keputusan
<i>Intercept</i>	0,5562	0,0957	0,7569	Tidak Signifikan
$\hat{\theta}_1$	-0,0052	0,8011	0,3707	Tidak Signifikan
$\hat{\theta}_2$	0,1170	4,1426	0,0418	Signifikan
$\hat{\theta}_3$	0,0015	0,1266	0,7219	Tidak Signifikan
$\hat{\theta}_4$	0,0112	0,3943	0,5300	Tidak Signifikan

Berikut hipotesis untuk pengujian secara parsial (uji *Wald*) model regresi Gamma:

Hipotesis:

- i. H_0 : Parameter θ_i tidak signifikan; $i = 1, 2, 3, 4$
- ii. H_1 : Parameter θ_i signifikan; $i = 1, 2, 3, 4$

Kriteria uji:

Tolak H_0 jika $P\text{-Value} < \alpha$, dengan $\alpha = 0, 05$

Berdasarkan Tabel 4.10 di atas, menunjukkan hasil tingkat signifikansi dari setiap variabel. Nilai *P-Value* untuk *intercept* yang sangat tinggi, yaitu 0,7569 menunjukkan bahwa *intercept* tersebut tidak signifikan pada tingkat signifikansi 0,05. Hal ini berarti bahwa *intercept* gagal tolak H_0 tidak memberikan pengaruh yang signifikan terhadap variabel dependen. Selanjutnya, nilai *P-Value* untuk parameter (θ_1) juga berada pada tingkat yang tinggi, yaitu 0,3707 mengindikasikan bahwa (θ_1) juga gagal tolak H_0 dan tidak signifikan pada tingkat signifikansi 0,05 sehingga dapat disimpulkan bahwa (θ_1) tidak memengaruhi

variabel dependen secara signifikan.

Berbeda dengan itu, nilai P-Value untuk (β_2) tercatat sebesar $0,0418 < \text{dari } 0,05$ dan menandakan bahwa (β_2) tolak H_0 dan signifikan secara statistik dan memiliki pengaruh yang signifikan terhadap variabel dependen. Untuk variabel (β_3) , nilai P-Value yang tinggi sebesar $0,7219$ menunjukkan bahwa (β_3) gagal tolak H_0 tidak signifikan pada tingkat signifikansi $0,05$ artinya (β_3) juga tidak memberikan pengaruh yang signifikan terhadap variabel dependen. Demikian pula, (β_4) menunjukkan hasil yang serupa, dengan nilai P-Value sebesar $0,5300$ yang juga menandakan gagal tolak H_0 dan tidak adanya pengaruh signifikan terhadap variabel dependen.

Di sisi lain, statistik *Wald* yang diperoleh menunjukkan angka yang besar, yang mengisyaratkan bahwa koefisien tersebut mungkin signifikan dan dapat memiliki dampak yang lebih besar terhadap variabel dependen. Dari keseluruhan analisis, dapat disimpulkan bahwa hanya (β_2) yang menunjukkan penolakan terhadap H_0 dan memiliki pengaruh signifikan terhadap variabel dependen dalam model regresi Gamma ini, karena nilai P-Value yang $< \text{dari tingkat signifikansi}$ dan nilai uji *Wald* tertinggi. Sementara itu, koefisien-koefisien lainnya tidak menunjukkan pengaruh yang cukup kuat untuk dianggap signifikan pada tingkat signifikansi yang ditetapkan ($0,05$).

Tabel 4.10 menunjukkan bahwa hanya parameter (β_2)

yang memiliki pengaruh signifikan. Oleh karena itu, perlu dilakukan proses regresi ulang untuk memperoleh model regresi Gamma yang optimal, yaitu model yang mencakup seluruh parameter yang signifikan. Dalam konteks ini, pemodelan Gamma yang kedua hanya mempertimbangkan variabel Berat Badan Lahir Rendah (X_2), dan hasilnya dapat dilihat pada Lampiran 30. Berikut ini adalah hasil uji parameter secara parsial untuk model kedua tersebut:

Tabel 4.11. Hasil Estimasi dan Pengujian Parameter Model Regresi Gamma Kedua

Parameter	$\hat{\theta}_i$	SE	W	P-value	Keputusan
<i>Intercept</i>	1,30865	0,19551	6,694	1,07e-09	Signifikan
$\hat{\theta}_2$	0,10225	0,05283	1,935	0,05	Signifikan

Berdasarkan hasil pengujian parameter secara parsial terhadap model regresi Gamma yang ditunjukkan pada Tabel 4.11, dapat disimpulkan bahwa θ_2 dan *intercept* $< \alpha$ (0, 05 $\leq$ 0, 05) yang menunjukkan penolakan terhadap H_0 dan memiliki pengaruh signifikan pada variabel dependen dalam model regresi Gamma.

Berikut adalah perbandingan nilai AIC dari kedua model regresi Gamma berdasarkan variabel yang digunakan:

Tabel 4.12. Nilai AIC Setiap Model Regresi Gamma

Model	AIC
Model regresi Gamma dengan X_1, X_2, X_3, X_4	561,21
Model regresi Gamma dengan X_2	557,09

Berdasarkan Tabel 4.12 di atas, untuk menentukan model regresi Gamma yang paling baik, diperoleh nilai AIC terkecil diantara dua model yaitu model regresi Gamma dengan variabel X_2 saja, dan hasilnya dapat dilihat pada Lampiran 24 dan Lampiran 30. Dengan demikian, model regresi Gamma terbaik pada persentase *stunting* di Kabupaten Jepara adalah

$$\hat{\mu}_i = \exp(1,30865 + 0,10225X_{i2}) \quad (4.50)$$

dimana:

- i. $\hat{\mu}_i$: nilai prediksi dari μ untuk observasi ke- i , $i = 1, 2, \dots, 108$,
- ii. X_{i2} : variabel prediktor (independen) kedua pada observasi ke- i ,
- iii. 1,30865: *intercept* atau konstanta dari model,
- iv. 0,10225: koefisien regresi untuk variabel X_{i2} ,
- v. $\exp(\cdot)$: fungsi eksponensial, yaitu $e^{(\cdot)}$.

Rumus ini menunjukkan nilai prediksi dari parameter μ_i (misalnya, rata-rata atau nilai harapan) pada model regresi *log-linear*, di mana bentuk linier dari prediksi dipangkatkan dengan eksponen (fungsi exp). Koefisien 0,10225 menunjukkan bahwa setiap peningkatan satu unit pada X_{i2} akan menyebabkan kenaikan eksponensial sebesar $e^{0,10225} \approx 1,1076$ pada $\hat{\mu}_i$, atau sekitar kenaikan 10,76 % pada nilai rata-rata μ_i .

5. Pemilihan Model Terbaik Menggunakan Nilai AIC

Secara umum, setelah pemodelan dilakukan dengan

memanfaatkan regresi *Inverse Gaussian* dan Gamma, langkah selanjutnya adalah menghitung nilai *Akaike's Information Criterion* (AIC) dalam menentukan model terbaik di antara kedua yang dihasilkan. Nilai AIC berhubungan erat dengan devians model, jika semakin kecil nilai devians semakin kecil pula tingkat kesalahan terhadap model tersebut, maka model yang dihasilkan lebih akurat.

Nilai AIC yang lebih kecil menunjukkan kualitas model yang lebih baik. Hasil perhitungan AIC untuk setiap model yang dianalisis dapat dilihat pada Tabel 4.13.

Tabel 4.13. Nilai AIC Setiap Model Regresi *Inverse Gaussian* dan Gamma

Model	AIC
<i>Inverse Gaussian</i>	545,23
Gamma	557,09

Berdasarkan Tabel 4.13 di atas, dapat dilihat bahwa model regresi *Inverse Gaussian* memiliki nilai AIC terkecil. Hal ini menunjukkan bahwa model regresi *Inverse Gaussian* lebih efektif dibandingkan dengan model regresi Gamma dalam menjelaskan persentase *stunting* di Kabupaten Jepara.

4. Evaluasi dan Prediksi Menggunakan Model Regresi Terbaik

Setelah data dibagi dan disiapkan pada proses *machine learning* sebelumnya, langkah berikutnya adalah pelatihan model. Pada tahap ini, menggunakan model regresi *Inverse Gaussian* sebagai model regresi terbaik. Model ini diuji kelayakan dengan data *Training* untuk menentukan parameter yang paling sesuai

dengan pola yang ada dalam data. Proses pelatihan ini melibatkan penyesuaian model berdasarkan data yang diberikan, sehingga model mampu memprediksi variabel target dengan akurasi yang lebih baik. Setelah model berhasil diuji, melanjutkan ke tahap prediksi, dimana model yang telah layak digunakan untuk memprediksi nilai target data uji yang belum pernah dilihat sebelumnya. Hasil prediksi ini memberikan gambaran tentang seberapa baik kemampuan model dalam menggeneralisasi hasil pada data di luar proses pelatihan.

Langkah selanjutnya adalah evaluasi model, yang bertujuan untuk mengukur sejauh mana kinerja model berdasarkan data uji. Dua metrik utama yang digunakan dalam evaluasi adalah *Mean Absolute Error* (MAE) dan *Root Mean Squared Error* (RMSE). MAE mengukur rata-rata kesalahan absolut antara nilai prediksi dengan nilai aktual. Kelebihan dari MAE adalah lebih sederhana dan tidak terpengaruh terhadap *outlier*, metode ini memberikan gambaran yang lebih akurat tentang kesalahan rata-rata tanpa memberikan perhatian yang besar untuk kesalahan yang signifikan, sedangkan RMSE memberikan perhatian lebih pada kesalahan besar, sehingga prediksi yang menyimpang jauh memiliki bobot yang lebih berat. Berikut adalah hasil evaluasi model menggunakan MAE dan RMSE:

Tabel 4.14. Evaluasi dan Prediksi Menggunakan Model Regresi Terbaik

Model	MAE	RMSE	Keterangan
<i>Inverse Gaussian</i>	0,3015111	0,3658394	Model Terbaik
Gamma	0,625952	0,7375054	-

Berdasarkan Tabel 4.14 hasil visualisasi dari prediksi menunjukkan perbandingan antara nilai aktual dengan nilai

prediksi. Model regresi *Inverse Gaussian* telah menunjukkan kinerja prediksi yang memuaskan berdasarkan evaluasi yang dilakukan. *Mean Absolute Error* (MAE) tercatat sebesar 0,3015111 yang mengindikasikan bahwa rata-rata selisih absolut antara nilai prediksi dengan nilai aktual adalah 0,30 unit. Sementara itu, nilai *Root Mean Squared Error* (RMSE) yang mencapai 0,3658394 menunjukkan bahwa kesalahan prediksi model tergolong kecil, detail implementasi visualisasi dari prediksi dapat ditemukan pada Lampiran 33 dan Lampiran 34. Selain itu, visualisasi residuals menunjukkan tidak adanya pola yang jelas, yang mengisyaratkan bahwa model telah berhasil menangkap sebagian besar pola yang terdapat dalam data, detail implementasi visualisasi residuals dapat ditemukan pada Lampiran 16.

5. Interpretasi Hasil Perbandingan Model Terbaik Antara Regresi *Inverse Gaussian* dengan Regresi Gamma

Regresi *Inverse Gaussian* dan regresi Gamma diterapkan pada persentase *stunting* di Kabupaten Jepara sebagai variabel dependen (Y), variabel independen yang digunakan adalah faktor Jumlah Pemberian ASI Eksklusif pada Balita (X_1), Jumlah Bayi yang Memiliki Berat Badan Lahir Rendah (X_2), Penyakit Infeksi Diare pada Balita (X_3), dan Riwayat Ibu Hamil Mendapat Tablet Tambah Darah (X_4) setiap Kecamatan sebagai variabel independen. Dengan memanfaatkan software RStudio, dapat mengembangkan pemodelan antara keduanya dan membandingkan model mana yang paling efektif untuk menganalisis persentase *stunting* di Kabupaten Jepara.

Berdasarkan output dari regresi *Inverse Gaussian* diperoleh pada Tabel 4.6 bahwa variabel yang signifikan secara parsial

hanya parameter θ_2 . Berdasarkan hasil estimasi parameter yang tercantum dalam Tabel 4.7, dapat menyusun model regresi *Inverse Gaussian* terbaik sebagai berikut:

$$\mu^{\wedge}_i = \exp (1, 22907 + 0, 12628X_{i2}) \quad (4.51)$$

dimana $i = 1, 2, \dots, 108$

Berdasarkan model regresi *Inverse Gaussian* yang telah diperoleh, variabel yang memiliki pengaruh signifikan terhadap persentase *stunting* di Kabupaten Jepara adalah jumlah bayi yang lahir dengan berat badan rendah (BBLR). Hal tersebut terjadi karena bayi dengan BBLR cenderung mengalami gangguan pada perkembangan fisik mereka karena adanya kekurangan gizi atau masalah kesehatan saat dalam kandungan. Dampaknya dapat berlanjut ke periode pertumbuhan mereka setelah lahir, meningkatkan risiko *stunting* di usia yang lebih tua.

Berdasarkan model yang didapat, regresi Gamma juga memiliki output yang sama dengan model regresi *Inverse Gaussian* yang disajikan dalam Tabel 4.10, bahwasanya hanya parameter θ_2 yang menunjukkan signifikansi secara parsial. Selanjutnya, hasil estimasi parameter yang terdapat dalam Tabel 4.11 memungkinkan untuk menyusun model regresi Gamma terbaik sebagai berikut:

$$\mu^{\wedge}_i = \exp (1, 30865 + 0, 10225X_{i2}) \quad (4.52)$$

dimana $i = 1, 2, \dots, 108$

Berdasarkan pembahasan sebelumnya, kedua model regresi yang digunakan untuk memodelkan kasus kontinu positif khususnya dalam analisis persentase *stunting* di Kabupaten

Jepara, menunjukkan bahwa keduanya dapat digunakan dengan baik. Untuk menentukan model yang paling optimal di antara keduanya, perlu dilakukan perbandingan. Langkah yang diambil adalah dengan menghitung nilai *Akaike's Information Criterion* (AIC) terkecil. Dari Tabel 4.13, terlihat bahwa hasil AIC untuk model regresi *Inverse Gaussian* adalah 545,23 sementara nilai AIC untuk model regresi Gamma adalah 557,09. Hal ini menunjukkan bahwa model regresi *Inverse Gaussian* memiliki nilai AIC yang lebih kecil.

Berdasarkan Tabel 4.14, model regresi Gamma mencatat nilai MAE sebesar 0,625952 dan RMSE sebesar 0,7375054 sehingga prediksi menyimpang jauh karena memiliki bobot yang lebih berat dan mengindikasikan bahwa model ini memiliki tingkat kesalahan yang tergolong kecil pada data uji. Di sisi lain, model regresi *Inverse Gaussian* menghasilkan nilai MAE sebesar 0,3015111 dan RMSE sebesar 0,3658394 menandakan bahwa model ini sedikit lebih tepat dalam memprediksi persentase *stunting* di Kabupaten Jepara. Dengan demikian, dapat ditarik kesimpulan bahwa model regresi *Inverse Gaussian* merupakan model yang paling tepat untuk memodelkan dan memprediksi persentase *stunting* di Kabupaten Jepara.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

A. Kesimpulan

Kesimpulan yang didapatkan berdasarkan analisis yang telah dilakukan adalah sebagai berikut:

1. Model regresi *Inverse Gaussian* pada persentase *stunting* di Kabupaten Jepara adalah

$$\hat{\mu}_i = \exp(1,22907 + 0,12628X_{i2})$$

dimana:

- (a) $\hat{\mu}_i$: nilai prediksi dari μ untuk observasi ke- i , $i = 1, 2, \dots, 108$,
- (b) X_{i2} : variabel prediktor (independen) kedua pada observasi ke- i ,
- (c) 1,22907: *intercept* atau konstanta dari model,
- (d) 0,12628: koefisien regresi untuk variabel X_{i2} ,
- (e) $\exp(\cdot)$: fungsi eksponensial, yaitu $e^{(\cdot)}$.

Rumus ini menunjukkan nilai prediksi dari parameter μ_i (misalnya, rata-rata atau nilai harapan) pada model regresi *log-linear*, di mana bentuk linier dari prediksi dipangkatkan dengan eksponen (fungsi $\exp$). Koefisien 0,12628 menunjukkan bahwa setiap peningkatan satu unit pada X_{i2} akan menyebabkan kenaikan eksponensial sebesar

$e^{0,12628} \approx 1,1346$ pada $\hat{\mu}_i$, atau sekitar kenaikan 13,46 % pada nilai rata-rata μ_i

2. Model regresi Gamma pada persentase *stunting* di Kabupaten Jepara adalah

$$\hat{\mu}_i = \exp(1,30865 + 0,10225X_{i2})$$

dimana:

- (a) $\hat{\mu}_i$: nilai prediksi dari μ untuk observasi ke- i , $i = 1, 2, \dots, 108$,
- (b) X_{i2} : variabel prediktor (independen) kedua pada observasi ke- i ,
- (c) 1,30865: *intercept* atau konstanta dari model,
- (d) 0,10225: koefisien regresi untuk variabel X_{i2} ,
- (e) $\exp(\cdot)$: fungsi eksponensial, yaitu $e^{(\cdot)}$.

Rumus ini menunjukkan nilai prediksi dari parameter μ_i (misalnya, rata-rata atau nilai harapan) pada model regresi *log-linear*, di mana bentuk linier dari prediksi dipangkatkan dengan eksponen (fungsi exp). Koefisien 0,10225 menunjukkan bahwa setiap peningkatan satu unit pada X_{i2} akan menyebabkan kenaikan eksponensial sebesar $e^{0,10225} \approx 1,1076$ pada $\hat{\mu}_i$, atau sekitar kenaikan 10,76 % pada nilai rata-rata μ_i .

3. Berdasarkan nilai AIC, MAE, RMSE, dan hasil perbandingan di antara kedua model yang ada, diperoleh bahwa model regresi *Inverse Gaussian* muncul sebagai model terbaik, yang

ditunjukkan oleh nilai AIC yang lebih kecil dibandingkan dengan model regresi Gamma, yaitu $545,23 < 557,09$ dengan nilai MAE sebesar 0,3015111 dan RMSE sebesar 0,3658394. Hal ini menunjukkan bahwa model ini lebih efektif untuk memprediksi faktor-faktor yang berpengaruh terhadap persentase *stunting* di Kabupaten Jepara dan mampu menangani masalah variabel respon kontinu positif dan condong ke kanan.

4. Berdasarkan model terbaik yang diperoleh, hasil dari pemodelan menggunakan regresi *Inverse Gaussian* menunjukkan bahwa terdapat satu faktor yang berpengaruh secara signifikan pada persentase *stunting* di Kabupaten Jepara, yaitu variabel (X_2) Jumlah Bayi yang memiliki Berat Badan Lahir Rendah (BBLR) di setiap kecamatan.

B. Saran

Meskipun model regresi *Inverse Gaussian* terbukti efektif dalam penelitian ini, disarankan untuk membandingkan hasil model ini dengan teknik statistik lainnya, seperti regresi Logistik, regresi Poisson, atau model survival. Perbandingan antar model ini dapat memberikan wawasan lebih lanjut mengenai kelebihan dan kekurangan masing-masing model dalam menangani data *stunting*. Pemerintah Kabupaten Jepara harus lebih fokus pada upaya pencegahan dan penanganan BBLR, dengan memperkuat program kesehatan ibu dan anak (KIA), peningkatan gizi ibu hamil, dan pemantauan kesehatan yang lebih baik. Selain itu, edukasi dan peningkatan akses terhadap layanan kesehatan juga menjadi langkah penting dalam penanganan *stunting* di Kabupaten Jepara.

DAFTAR PUSTAKA

- Akaike S Hirotugu, 1978. A Bayesian Analysis of The Minimum AIC Procedure. *Annals of the Institute of Statistical Mathematics*. Part A: 9-14.
- Anderson, T.W., S Darling, D.A., 1952. A Test of Goodness of Fit. *Journal of the American Statistical Association*, 47(268), 765-769. Di unduh di <https://doi.org/10.2307/2281537> tanggal 30 September 2024.
- Bain, L., S Engelhardt, 1992. *Introduction to Probability and Mathematical Statistics*. Duxbury Press.
- Bozdogan, H., 1987. Model Selection and Akaike's Information Criterion (AIC): The General Theory and Its Analytical Extensions. *Psychometrika*, 52(3), 345-370.
- De Jong, P. S Heller, G.Z., 2008. *Generalized Linear Models for Insurance Data*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Djamaludin, N., 2010. *Panduan Pintar Merawat Bayi dan Balita*. Jakarta: PT Wahyu Media.
- Ernawati, Aeda., 2020. Description of the Causes of Toddler Stunting in the Village of Stunting Locus, Pati Regency. *Jurnal Litbang Media Inf. Penelitian, Pengemb. dan IPTEK*. Diunduh di <https://doi.org/10.33658/jl.v16i2.194> tanggal 21 Juni 2024.
- Friedman, J., et al., 2001. *The Elements of Statistical Learning; Data Mining, Inference, and Prediction*. New York: Springer Series in Statistics.

- Freedman, D. S Robert Pisani, 1998. *Mathematical Statistics*. New York: MacGraw-Hill.
- Gelman, A., S Hill, J. 2007. *Data Analysis Using Regression and Multilevel/Hierarchical Models*. Cambridge University Press.
- Ghozali, I., 2021. *Aplikasi Analisis Multivariate dengan Program IBM SPSS 26*. Edisi 10. Badan Penerbit Universitas Diponegoro.
- Hajarisman, N., 2010. Pemeriksaan Data Berpengaruh Dalam Model Regresi Gamma. *Media Statistika*. 3(2): 79-92.
- Indra, F.Z., 2022. *Pengaruh Ukuran Perusahaan dan Konsentrasi Pasar terhadap Kualitas Laporan Keuangan pada Perusahaan Sektor Industri Barang Konsumsi yang Terdaftar di Bursa Efek Indonesia pada Tahun 2016-2020*. Diunduh di <http://journal.amikveteran.ac.id/index.php/jimek/> tanggal 5 February 2024.
- Kismiantini, 2009. *Analisis Peubah Respons Kontinu non Negatif dengan Regresi Gamma dan Regresi Inverse Gaussian*. Prosiding Seminar Nasional Penelitian, Pendidikan dan Penerapan MIPA. Fakultas MIPA, Universitas Negeri Yogyakarta, 16 Mei 2009.
- Kumar, 2019. *Reliability and Six Sigma*. New York: Springer.
- Law S Averill, 2013. *Simulation Modeling and Analysis 5 Edition*. New York: MacGraw-Hill.
- Luthfiana, U., 2021. *Model Regresi Gamma pada Indikator Pencemaran Sungai di Kota Semarang*. Skripsi. Semarang: Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo Semarang.

- Lestari, Budi., 2013. *Model Regresi Inverse Gaussian; Inverse Gaussian Regression Model*. Skripsi. Yogyakarta: Program Statistika Universitas Gadjah Mada.
- Muslim, S.N.S., et al., 2024. Perbandingan Algoritma *Naive Bayes* dan *KNN* dalam Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi *Capcut*. *JITET (Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan)*, 12(3S1), 3588-3596. Diunduh di <http://dx.doi.org/10.23960/jitet.v12i3S1.5156> pada tanggal 05 Mei 2025.
- McCullagh, P. S Nelder, J. A., 1989. *Generalized Linear Models 2nd Edition*. London: Chapman dan Hall.
- Nisa, E.K., 2022. *Regresi Inverse Gaussian: Teori dan Aplikasi*. Semarang: PPSM.
- Nisa, E.K., S Miasary, S.D., 2024. *Parameter Estimation and Application of Inverse Gaussian*. Semarang: AIP Conference Proceedings.
- Riskesdas, 2018. *Laporan Nasional Riskesdas 2018*. Jakarta: Lembaga Penerbit Badan Penelitian dan Pengembangan Masyarakat.
- Rosalina, N., 2011 *Analisis Peubah Respons Kontinu Non Negatif dengan Regresi Inverse Gaussian*. Skripsi. Yogyakarta: Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Negeri Yogyakarta.
- Sandjojo, E.P., 2017. *Buku Saku Desa Dalam Penanganan Stunting*. Jakarta: Kementrian Desa, Pembangunan Daerah Tertinggal dan transmigrasi.

- Sina, I., 2024. *Metodologi Penelitian Kualitatif dan Kuantitatif untuk Ilmu Sains*. Bandung: Widina Media Utama.
- Sugiyono, 2019. *Metode Penelitian Kuantitatif Kualitatif dan R & D*. Bandung: Alfabeta.
- Seshadri, V., 1999. *The Inverse Gaussian Distribution: Statistical Theory and Applications*. Diunduh di <http://dx.doi.org/10.1007/978-1-4612-1456-4> tanggal 20 Juni 2024.
- Stephens, M.A. 1974. EDF Statistics for Goodness of Fit and Some Comparisons. *Journal of the American Statistical Association*, 69, 730-737. Diunduh di <https://doi.org/10.1080/01621459.1974.10480196> tanggal 30 September 2024.
- Tirta, I.M., 2008 *Model Statistika Linier (Versi Elektronik)*. Skripsi. Jember: Jurusan Matematika FMIPA, Universitas Jember.
- UNICEF, 2013. *Improving Child Nutrition, The Achievable Imperative for Global Progress*. UNICEF Indonesia.
- Wackerly, D.D., et al., 2008. *Mathematical Statistics with Applications, Seventh Edition*. United States of America: Thomson Higher Education.
- Wirakusumah S Emma, 2010. *Sehat Cara Al-qur'an dan Hadist*. Jurnal Hikmah.

Lampiran 1. Data Penelitian Persentase Balita *Stunting* per Kecamatan Tahun 2019-2023 dan Faktor yang Diduga Berpengaruh

Tahun	Y	X1	X2	X3	X4
2019	11,6 %	90,8 %	3,9 %	15,1 %	93 %
2019	12,8 %	59,2 %	3,2 %	49,5 %	89,5 %
2019	13,1 %	52 %	2,4 %	12,8 %	95,9 %
2019	16,7 %	94,4 %	3,5 %	20,5 %	97,7 %
2019	7,3 %	64,2 %	3,3 %	10,3 %	92,6 %
2019	8,5 %	74,1 %	4,7 %	69,3 %	96,7 %
2019	10,4 %	60,7 %	5,1 %	11,8 %	92,6 %
2019	4,4 %	82 %	2,6 %	9,8 %	91,5 %
2019	9 %	60,5 %	4,6 %	20 %	93,5 %
2019	11,6 %	76,7 %	3,5 %	36 %	95,8 %
2019	5,8 %	68,9 %	5,6 %	10,6 %	98,2 %
2019	10,5 %	65 %	2,4 %	7,7 %	97,1 %
2019	8,2 %	81,3 %	5,6 %	24,2 %	95,1 %
2019	6,5 %	86,7 %	5,8 %	152,5 %	86,4 %
2019	5,5 %	81,5 %	5 %	31,1 %	92 %
2019	4,8 %	76,5 %	3,2 %	27,2 %	95,1 %
2019	14,2 %	78,4 %	2,8 %	12,6 %	96,6 %
2019	6,3 %	43,7 %	2,7 %	14,6 %	98,2 %
2019	11,1 %	60 %	3,4 %	14 %	102,5 %
2019	13,8 %	93,1 %	2,7 %	13 %	96,9 %
2019	11,9 %	89,9 %	3,6 %	3,9 %	92,8 %
2020	10,2 %	76 %	6,4 %	19,9 %	95 %
2020	7,8 %	67,3 %	3,6 %	42,4 %	94,1 %
2020	9,8 %	5,9 %	3 %	14,1 %	100,3 %
2020	10 %	92,5 %	3,6 %	10,3 %	97,8 %
2020	5,1 %	55,7 %	3,2 %	6,7 %	98,5 %
2020	17 %	80 %	5,3 %	23,5 %	92,7 %

Sumber: Dinas Kesehatan Kabupaten Jepara

Lampiran 2. Data Penelitian Persentase Balita *Stunting* per Kecamatan Tahun 2019-2023 dan Faktor yang Diduga Berpengaruh (Lanjutan)

Tahun	Y	X1	X2	X3	X4
2020	9,6 %	63,5 %	3,3 %	8,1 %	91,9 %
2020	8,9 %	85 %	4,3 %	12,3 %	95,8 %
2020	16,4 %	88,2 %	3,3 %	16,5 %	87,4 %
2020	11,7 %	74,6 %	2,9 %	14,4 %	96,7 %
2020	5,9 %	83,1 %	3,9 %	7 %	93,6 %
2020	9 %	72,3 %	2,9 %	8,9 %	92,9 %
2020	8,7 %	90,3 %	3,8 %	41,5 %	95,8 %
2020	3,9 %	89,9 %	6 %	30,8 %	107,5 %
2020	12,8 %	81,7 %	6,2 %	37,8 %	82,8 %
2020	8,2 %	74,5 %	6,9 %	12,8 %	94,2 %
2020	6,1 %	80,6 %	3,5 %	16,4 %	96,6 %
2020	10 %	49,8 %	2,7 %	11,8 %	94,9 %
2020	7,8 %	54,5 %	1,4 %	15,5 %	99,8 %
2020	8,5 %	91,2 %	1,9 %	16,2 %	98,5 %
2020	8 %	81,3 %	6,3 %	6,9 %	91,6 %
2021	1,7 %	67,6 %	5,8 %	12,6 %	94,4 %
2021	4,3 %	68,3 %	2,3 %	58 %	94,9 %
2021	3,1 %	57,1 %	1,8 %	24,9 %	96,4 %
2021	3,9 %	85,2 %	2,8 %	9,7 %	95,4 %
2021	5,3 %	60,6 %	1,2 %	3,9 %	93,2 %
2021	2,7 %	77,6 %	4,9 %	9,8 %	94,9 %
2021	2,1 %	67,6 %	3,3 %	4,7 %	94,4 %
2021	1,6 %	82,5 %	2,3 %	3,5 %	95,7 %
2021	1,3 %	78,1 %	3,7 %	13,4 %	88,8 %
2021	4,7 %	70,3 %	3 %	4,5 %	96 %
2021	2,5 %	72 %	4,5 %	1,8 %	94,9 %
2021	2,3 %	76,8 %	1,9 %	5,5 %	96,5 %

Sumber: Dinas Kesehatan Kabupaten Jepara

Lampiran 3. Data Penelitian Persentase Balita *Stunting* per Kecamatan Tahun 2019-2023 dan Faktor yang Diduga Berpengaruh (Lanjutan)

Tahun	Y	X1	X2	X3	X4
2021	3,1 %	84,4 %	4,5 %	26,1 %	91 %
2021	2,2 %	86,6 %	5,3 %	38,5 %	100,4 %
2021	3,9 %	89,3 %	5,2 %	15,8 %	88,8 %
2021	2,7 %	73,2 %	5,1 %	13 %	78 %
2021	1,3 %	72,6 %	3,1 %	6,3 %	97,1 %
2021	3,7 %	52,1 %	4,5 %	8,6 %	92 %
2021	5,8 %	64,1 %	2,1 %	1,8 %	95,4 %
2021	1,5 %	54,1 %	1,7 %	11,4 %	93,2 %
2021	4,2 %	94,1 %	1,4 %	12,4 %	97,5 %
2021	3,4 %	84,4 %	3,9 %	3,6 %	89,1 %
2022	1,7 %	75,9 %	6,9 %	20,9 %	93,2 %
2022	5,1 %	67,4 %	3,8 %	30,7 %	91,4 %
2022	1,7 %	73,1 %	2,6 %	24,4 %	97,6 %
2022	1,5 %	86,4 %	1,8 %	12,9 %	94,5 %
2022	5,4 %	64,3 %	2,9 %	26,7 %	94,8 %
2022	3,2 %	75,1 %	5,1 %	7,7 %	91,8 %
2022	2,2 %	69,6 %	3,1 %	8 %	93,9 %
2022	4,3 %	87,3 %	2,5 %	7,5 %	92,8 %
2022	2,6 %	76,6 %	3,8 %	13,1 %	90 %
2022	2,1 %	77,1 %	2 %	6,7 %	94,3 %
2022	2,5 %	83,6 %	3,4 %	3 %	93 %
2022	1,2 %	71,8 %	1,3 %	4,3 %	92,5 %
2022	3,3 %	89 %	5,3 %	30,6 %	96,5 %
2022	1 %	83,3 %	5,7 %	52,5 %	96,4 %
2022	1,3 %	80,7 %	4,6 %	13,6 %	91,8 %
2022	2,1 %	79,6 %	3,1 %	23,5 %	77,4 %
2022	3,8 %	76,6 %	2,7 %	11,6 %	93,9 %

Sumber: Dinas Kesehatan Kabupaten Jepara

Lampiran 4. Data Penelitian Persentase Balita *Stunting* per Kecamatan Tahun 2019-2023 dan Faktor yang Diduga Berpengaruh (Lanjutan)

Tahun	Y	X1	X2	X3	X4
2022	2 %	68 %	2,3 %	12,5 %	92,5 %
2022	2,9 %	74,6 %	1,7 %	5,5 %	97,6 %
2022	3,5 %	50,9 %	2,8 %	9,6 %	91,4 %
2022	4 %	86,4 %	2,1 %	14,3 %	96,8 %
2022	1,5 %	85,8 %	5,6 %	2,9 %	91,5 %
2023	2,2 %	80,1 %	2,6 %	28,5 %	99,6 %
2023	1,8 %	65,9 %	3,6 %	51,8 %	90,5 %
2023	1,5 %	69 %	1,6 %	23,6 %	92,3 %
2023	1,2 %	85,9 %	1,5 %	25,4 %	96 %
2023	2,6 %	77,7 %	2,5 %	23,3 %	84,5 %
2023	3,2 %	78 %	3,8 %	5,8 %	94,9 %
2023	2 %	75,7 %	2,7 %	10,7 %	97,9 %
2023	2,3 %	87,6 %	1,6 %	11,6 %	96,5 %
2023	2,5 %	78,3 %	2,9 %	26,7 %	92 %
2023	3,6 %	81,4 %	1,3 %	7,2 %	93,8 %
2023	3,1 %	71 %	3,6 %	27,7 %	98,8 %
2023	1,3 %	88 %	3,9 %	25,1 %	97,5 %
2023	1,3 %	88,1 %	1,6 %	41,5 %	100,8 %
2023	2,7 %	89 %	2,8 %	23,8 %	105,1 %
2023	1,5%	86,6 %	2,3 %	16,7 %	96,1 %
2023	1,7 %	87,1 %	2,5 %	15 %	97 %
2023	1 %	65,9 %	3,6 %	21,8 %	97,8 %
2023	1,5 %	77%	4,3 %	6,6 %	91,3 %
2023	3 %	68,6 %	1,9 %	22,9 %	100 %
2023	2,2 %	93,9 %	2 %	24,7 %	94,8 %
2023	3 %	75,6 %	1,8 %	8,7 %	94,9 %
2023	2 %	84,7 %	2,9 %	7,6 %	93,6 %

Sumber: Dinas Kesehatan Kabupaten Jepara

Lampiran 5. Permohonan Izin Riset



KEMENTERIAN AGAMA REPUBLIK INDONESIA
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI WALISONGO SEMARANG
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
 Alamat: Jl. Prof. Dr. Hamka Km.1 Semarang
 E-mail: fst@walisongo.ac.id. Web: <http://fst.walisongo.ac.id>

Nomor : B.8735/Un.10.8/K/SP.01.08/11/2024
 Lamp : Proposal Skripsi
 Hal : Permohonan Izin Riset

Semarang, 25 November 2024

Kepada Yth.
 Dinas Kesehatan Kabupaten Jepara
 Jl. Kartini No 44, Panggang, Kec. Jepara, Kab. Jepara
 di tempat

Assalamu'alaikum Wr. Wb.

Diberitahukan dengan hormat dalam rangka penulisan skripsi, bersama ini kami sampaikan bahwa mahasiswa di bawah ini :

Nama : RISK MAULINA
 NIM : 2108046084
 Jurusan : MATEMATIKA
 Judul : PERBANDINGAN REGRESI INVERSE GAUSSIAN DENGAN GAMMA
 MENGGUNAKAN NEWTON RAPHSON PADA PERSENTASE STUNTING DI
 KABUPATEN JEPARA
 Semester : VII (Tujuh)

Mahasiswa tersebut membutuhkan data-data dengan tema/judul skripsi yang sedang disusun, oleh karena itu kami mohon mahasiswa tersebut, Meminta ijin melaksanakan Riset di tempat Bapak / ibu pimpin, yang akan dilaksanakan 25 November 2024 - 25 Desember 2024.

Demikian atas perhatian dan kerjasamanya disampaikan terima kasih.

Wassalamu'alaikum Wr. Wb.

an. Dekan
 Kabag. Tata Usaha,

Muh. Kharis, SH, M.H
 NIP. 19691017 199403 1 002

Tembusan Yth.

1. Dekan Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo (sebagai laporan)
2. Arsip

Cp RISK MAULINA : 082228199480

Lampiran 6. SK Riset DPMPTSP Kabupaten Jepara



PEMERINTAH KABUPATEN JEPARA
DINAS PENANAMAN MODAL DAN PELAYANAN TERPADU SATU PINTU
 Jl. Kartini No. 1 Jepara Phone : (0291) 595193 Fax :
 E-mail : dmptsp.jepara@gmail.com
 T P A R A 5941

**KEPUTUSAN KEPALA DINAS PENANAMAN MODAL DAN
 PELAYANAN TERPADU SATU PINTU
 KABUPATEN JEPARA**
 NOMOR : 072/280
 TENTANG
SURAT KETERANGAN PENELITIAN

Berdasarkan Surat Rekomendasi Dari UIN WALISONGO SEMARANG Nomor :
 B.8735/UN.10.B/K/SP.01.08/11/2024 , perihal Ijin Penelitian.

Maka dengan ini diberikan ijin penelitian kepada :

1. Nama : Riska Maulina
2. Pekerjaan : Mahasiswa
3. NIM : 2108046084
4. Alamat : Bantrung RT 03 RW 01, Batealit, Jepara
5. Nama Lembaga : UIN Walisongo Semarang
6. Penanggung Jawab : Eva Khoirun Nisa, M.Si.
7. Maksud dan Tujuan : Permohonan Izin Riset Skripsi
8. Judul Penelitian : PERBANDINGAN REGRESI INVERSE GAUSSIAN DENGAN GAMMA
 MENGGUNAKAN METODE NEWTON RAPHSON PADA PERSENTASE
 STUNTING DI KABUPATEN JEPARA
9. Anggota Penelitian : -
10. Lokasi : Dinas Kesehatan Kabupaten Jepara Jl. Kartini No. 44, Panggang, Kec. Jepara,
 Kab. Jepara

Dengan Ketentuan – ketentuan sebagai berikut :

1. Pelaksanaan penelitian tidak disalahgunakan untuk tujuan tertentu yang dapat mengganggu stabilitas pemerintahan.
2. Sebelum melaksanakan penelitian langsung kepada responden harus terlebih dahulu melaporkan kepada Pimpinan wilayah setempat.
3. Setelah penelitian selesai, agar memberitahu dan memberikan hasil penelitian kepada Bakesbangpol Kabupaten Jepara.
4. Surat keterangan penelitian ini berlaku tanggal 28-11-2024 s/d 28-02-2025



Ditetapkan di Jepara
 Pada Tanggal : 29 November 2024
 KEPALA DINAS PENANAMAN MODAL DAN
 PELAYANAN TERPADU SATU PINTU
 KABUPATEN JEPARA



ERIZA RUDIYULIANTO S. Sog
 Pembina Utama Muda
 NIP. 197007011990031007



Dokumen ini diandatangani secara elektronik menggunakan sertifikat elektronik yang diterbitkan oleh BS/E-BSN

Lampiran 7. Pengambilan SK Riset DPMPSTSP Kabupaten Jepara



Lampiran 8. Permohonan Izin Riset Dinas Kesehatan (Dinkes) Kabupaten Jepara

		PEMERINTAH KABUPATEN JEPARA DINAS KESEHATAN Jl. Kartini No. 44 Telp (0291) 591427 Fax. (0291) 591427 Kode Pos 59411 website dinkes.jepara.go.id e-mail dinkeskabjepara@yahoo.co.id	
Nomor : 072/ 433/2024 Sifat : - Lampiran : - Perihal : Ijin Penelitian		Jepara, 23 Desember 2024 Kepada Yth: Kepala UNIVERSITAS ISLAM NEGERI WALISONGO SEMARANG di- SEMARANG	
Menindaklanjuti Surat dari UIN WALISONGO SEMARANG Nomer: B.8735/UN.10.8/K/SP.01.08/11/2024, maka dengan ini diberikan ijin penelitian kepada: Nama : Riska Maulana NIM : 2108046084 Judul Penelitian : Perbandingan Regresi Inverse Gaussian dengan Gamma Menggunakan Metode Newton Raphson Pada Persentase Stunting Di Kabupaten Jepara. Institusi / Unit Kerja : UIN SEMARANG Lokasi Studi : Dinas Kesehatan Kabupaten Jepara Dengan ketentuan sebagai berikut :			
1. Pelaksanaan penelitian tidak disalah gunakan untuk tujuan tertentu yang dapat mengganggu stabilitas Pemerintah 2. Sebelum melaksanakan penelitian langsung kepada responden harus terlebih dahulu melaporkan kepada pimpinan wilayah setempat 3. Setelah penelitian selesai, supaya menyerahkan hasilnya kepada Dinas Kesehatan Kabupaten Jepara 4. Surat Rekomendasi ini berlaku tanggal 28-11-2024 s/d 28-02-2025			
KEPALA DINAS KESEHATAN KABUPATEN JEPARA  Dr. MUDRIKATUN, S.SIT., SKM., MMKes., M.H. Bdn Pemimpin Utama Muda NIP 196906101990032010			
Tembusan Kepada Yth: 1. Sdr. Riska Maulana 2. Kasi Kesga Gizi Dinas Kesehatan Kab. Jepara 3. Arsip			

Lampiran 9. Pengambilan Data Riset Dinas Kesehatan (Dinkes) Kabupaten Jepara



Lampiran 10. Pengambilan Data Riset dan Foto Bersama Sub Koordinator Kesga Gizi Dinas Kesehatan (Dinkes) Kabupaten Jepara



Lampiran 11. Hasil Statistika Deskriptif Menggunakan Software RStudio

```
> library(readxl)
> view(stunting)
> Y=stunting$`Persentase Stunting`
> X1=stunting$`ASI Eksklusif`
> X2=stunting$BBLR
> X3=stunting$`Penyakit Infeksi Diare pada Balita`
> X4=stunting$`Riwayat Jumlah Ibu Hamil dapat TTD`
> summary(stunting)
```

Tahun	Persentase Stunting	ASI Eksklusif	BBLR	Penyakit Infeksi Diare pada Balita
Min. :2019	Min. : 1.000	Min. : 5.90	Min. :1.200	Min. : 1.800
1st Qu.:2020	1st Qu.: 2.175	1st Qu.:68.22	1st Qu.:2.475	1st Qu.: 8.475
Median :2021	Median : 3.750	Median :76.90	Median :3.200	Median : 13.250
Mean :2021	Mean : 5.304	Mean :75.32	Mean :3.432	Mean : 18.790
3rd Qu.:2022	3rd Qu.: 8.200	3rd Qu.:85.05	3rd Qu.:4.350	3rd Qu.: 24.250
Max. :2023	Max. :17.000	Max. :94.40	Max. :6.900	Max. :152.500

```
Riwayat Jumlah Ibu Hamil dapat TTD
Min. : 77.40
1st Qu.: 92.50
Median : 94.90
Mean : 94.42
3rd Qu.: 96.72
Max. :107.50
```

Lampiran 12. Pembagian Data *Training*

```
> #Testing Training
> set.seed(100) # setting seed to reproduce results of random sampling
> n=nrow(stunting)
> trainingRowIndex<- sample(1:n, 0.8*n) # row indices for training data
> datatraining <- stunting[trainingRowIndex, ] # model training data
> datatraining
# A tibble: 86 × 6
  Tahun `Persentase Stunting` `ASI Eksklusif` BBLR Penyakit Infeksi Diare pa... Riwayat Jumlah Ibu H..*
  <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl>
1 2022      2.1      77.1 2      6.7      94.3
2 2023      1.7      87.1 2.5    15      97
3 2023      1.5      69 1.6    23.6    92.3
4 2022      1      83.3 5.7    52.5    96.4
5 2020      7.8      67.3 3.6    42.4    94.1
6 2022      1.5      85.8 5.6    2.9    91.5
7 2022      3.2      75.1 5.1    7.7    91.8
8 2019     16.7      94.4 3.5    20.5    97.7
9 2021      3.1      84.4 4.5    26.1    91
10 2023      3      75.6 1.8    8.7    94.9
# i 76 more rows
# i abbreviated names: `Penyakit Infeksi Diare pada Balita`, `Riwayat Jumlah Ibu Hamil dapat TTD`
# i use `print(n = ...)` to see more rows
```

Lampiran 13. Pembagian Data *Testing*

```
> datatesting <- stunting[-trainingRowIndex, ] # test data
> datatesting
# A tibble: 22 x 6
  Tahun `Persentase Stunting` `ASI Eksklusif` BBLR Penyakit Infeksi Diare pa... Riwayat Jumlah Ibu H...
  <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl>
1 2019      8.5      74.1  4.7      69.3      96.7
2 2019      4.4      82    2.6      9.8      91.5
3 2019     11.6     76.7  3.5      36      95.8
4 2019      8.2     81.3  5.6     24.2     95.1
5 2019     14.2     78.4  2.8     12.6     96.6
6 2019     11.1     60    3.4      14     102.
7 2020      8.2     74.5  6.9     12.8     94.2
8 2020      7.8     54.5  1.4     15.5     99.8
9 2020       8     81.3  6.3       6.9     91.6
10 2021     1.6     82.5  2.3       3.5     95.7
# i 12 more rows
# i abbreviated names: `Penyakit Infeksi Diare pada Balita`, `Riwayat Jumlah Ibu Hamil dapat TTD`
# i use `print(n = ...)` to see more rows
```


Lampiran 14. Nilai Prediksi Persentase *Stunting* pada Model Regresi *Inverse Gaussian* Menggunakan Data *Testing*

```
> predictIG=predict(glminversegaussian, data=datatesting)
> predictIG
```

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1.636519	1.629273	1.622156	1.653686	1.646386	1.974121	1.962300	1.425982	1.906606	1.712092	2.119091
12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22
1.581563	2.013239	1.973813	1.857301	1.640452	1.581133	1.758091	1.885259	1.503498	1.575778	2.163893
23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33
1.743954	2.023170	1.670871	1.784063	1.920463	1.633321	1.783050	1.437639	1.618957	1.675913	1.547543
34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44
1.704832	2.296282	1.876694	2.230499	1.690831	1.660855	1.526133	1.415014	2.041614	2.083682	1.555483
45	46	47	48	49	50	51	52	53	54	55
1.521370	1.522868	1.320562	1.895876	1.661457	1.452273	1.575427	1.631352	1.847345	1.430239	1.736009
56	57	58	59	60	61	62	63	64	65	66
2.060094	1.775011	1.612121	1.661302	1.887079	1.495881	1.440732	1.294914	1.575959	2.211978	1.710663
67	68	69	70	71	72	73	74	75	76	77
1.604171	1.336661	1.640208	1.876001	1.612332	1.408963	1.622754	1.402331	1.574688	1.272013	1.962702
78	79	80	81	82	83	84	85	86	87	88
2.074907	1.773270	1.249574	1.517464	1.463356	1.429339	1.599722	1.434088	1.898939	1.616370	1.687229
89	90	91	92	93	94	95	96	97	98	99
1.349733	1.331846	1.301609	1.707740	1.601244	1.336980	1.519546	1.256989	1.807004	1.749914	1.450956
100	101	102	103	104	105	106	107	108		
1.714732	1.454609	1.501897	1.804428	1.723515	1.555642	1.353131	1.390135	1.503410		

Lampiran 15. Nilai Prediksi Persentase *Stunting* pada Model Regresi Gamma Menggunakan Data *Testing*

```
> predictGamma=predict(glmGamma, data=datatesting)
> predictGamma
```

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1.607808	1.703413	1.663208	1.603261	1.664200	1.912496	1.895419	1.476500	1.860527	1.697650	1.972345
12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22
1.601260	1.893710	1.986749	1.798123	1.642304	1.580196	1.770099	1.814596	1.495964	1.558064	2.007272
23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33
1.748934	2.024770	1.610441	1.757514	1.837334	1.656630	1.712003	1.490335	1.615544	1.642281	1.576455
34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44
1.670369	2.045106	1.844435	2.053810	1.656481	1.697022	1.581048	1.435045	1.909991	1.962890	1.624294
45	46	47	48	49	50	51	52	53	54	55
1.590475	1.526910	1.434088	1.806838	1.658192	1.476354	1.600728	1.626686	1.776969	1.471225	1.705649
56	57	58	59	60	61	62	63	64	65	66
1.912319	1.721693	1.668209	1.641520	1.858324	1.542742	1.537875	1.344399	1.579794	2.047632	1.723677
67	68	69	70	71	72	73	74	75	76	77
1.613573	1.398366	1.666546	1.805245	1.623781	1.448307	1.633262	1.458488	1.568314	1.380253	1.843990
78	79	80	81	82	83	84	85	86	87	88
1.952720	1.726555	1.410026	1.546008	1.529586	1.471616	1.660342	1.461451	1.797409	1.605852	1.730105
89	90	91	92	93	94	95	96	97	98	99
1.457099	1.401737	1.429115	1.669890	1.594248	1.389190	1.562236	1.349309	1.760073	1.688156	1.480432
100	101	102	103	104	105	106	107	108		
1.637560	1.479617	1.507947	1.766396	1.694412	1.579718	1.404091	1.452668	1.517803		

Lampiran 16. Nilai Residuals Persentase *Stunting* pada Model Regresi *Inverse Gaussian*

```
> residuals_IG <- residuals(glminversegaussian)
> residuals_IG
```

1	2	3	4	5	6	7	8
0.36936591	0.42197991	0.43844080	0.53723228	0.15065238	0.06191405	0.14312420	0.02726824
9	10	11	12	13	14	15	16
0.11241793	0.32110907	-0.12589000	0.35778675	0.03322936	-0.03803886	-0.06033009	-0.03163864
17	18	19	20	21	22	23	24
0.50992234	0.03424470	0.20556240	0.55680653	0.42366040	0.05377558	0.13020985	0.09452472
25	26	27	28	29	30	31	32
0.27854364	-0.06351328	0.36166085	0.28230432	0.16636300	0.71482038	0.38527116	0.04286124
33	34	35	36	37	38	39	40
0.30497707	0.19720961	-0.30763689	0.26822249	-0.04145410	0.05046285	0.28453045	0.24903669
41	42	43	44	45	46	47	48
0.36523660	0.01363032	-0.60467461	-0.04452261	-0.18340688	-0.07568513	0.18027361	-0.36179861
49	50	51	52	53	54	55	56
-0.41492922	-0.49453260	-0.64113376	-0.03707424	-0.38318070	-0.29653728	-0.25769046	-0.48517275
57	58	59	60	61	62	63	64
-0.17167048	-0.28082755	-0.66054839	-0.22843267	0.12435915	-0.52653274	0.07342204	-0.16098900
65	66	67	68	69	70	71	72
-0.62421548	-0.03462553	-0.50481970	-0.49472987	0.02034368	-0.28496171	-0.37840935	0.02454865
73	74	75	76	77	78	79	80
-0.30194914	-0.33354452	-0.30504578	-0.60585406	-0.29529019	-0.87443191	-0.68348251	-0.27470386
81	82	83	84	85	86	87	88
-0.08555884	-0.37977554	-0.17942239	-0.15670353	-0.02333476	-0.63311877	-0.37960134	-0.49711020
89	90	91	92	93	94	95	96
-0.49890853	-0.62368495	-0.18143588	-0.23474233	-0.42193710	-0.26107090	-0.28648452	0.01277249
97	98	99	100	101	102	103	104
-0.27895454	-0.67890821	-0.60986219	-0.31279086	-0.53052876	-0.47659019	-0.83543148	-0.59795574
105	106	107	108				
-0.21179419	-0.29088660	-0.14599736	-0.39262728				

Lampiran 17. Nilai Residuals Persentase *Stunting* pada Model Regresi Gamma

```
> residuals_Gamma <- residuals(glmGamma)
> residuals_Gamma
```

1	2	3	4	5	6	7	8
0.98039559	0.98422558	1.07092363	1.51561706	0.34211873	0.23653867	0.48222208	0.00510910
9	10	11	12	13	14	15	16
0.35670143	0.86111484	-0.20708622	0.85688850	0.21807012	-0.11278652	-0.09194369	-0.07279382
17	18	19	20	21	22	23	24
1.30478168	0.07128761	0.65708796	1.38776463	1.08350406	0.33257212	0.32153647	0.26916515
25	26	27	28	29	30	31	32
0.78211387	-0.12558893	1.19266520	0.67284906	0.51465790	1.66608970	0.98153974	0.13567056
33	34	35	36	37	38	39	40
0.69222718	0.53701305	-0.61426145	0.79856990	0.05074941	0.15574813	0.67338008	0.51351170
41	42	43	44	45	46	47	48
0.79858437	0.17437440	-1.15847330	-0.16122719	-0.42647844	-0.16146878	0.24308051	-0.71673098
49	50	51	52	53	54	55	56
-0.79532253	-0.86243960	-1.09602723	-0.07809400	-0.75306522	-0.57705632	-0.52416700	-0.94750607
57	58	59	60	61	62	63	64
-0.34027349	-0.60685330	-1.12334015	-0.50387673	0.22311253	-0.95358827	0.09207724	-0.33608950
65	66	67	68	69	70	71	72
-1.21356638	-0.09297361	-0.91819588	-0.85252675	0.01991843	-0.58014359	-0.73356360	0.01032529
73	74	75	76	77	78	79	80
-0.60911130	-0.64028894	-0.58824124	-0.99974903	-0.58664846	-1.47959955	-1.17936910	-0.60129227
81	82	83	84	85	86	87	88
-0.20384023	-0.73442450	-0.38108426	-0.38167468	-0.07422669	-1.13184389	-0.71968749	-0.96062146
89	90	91	92	93	94	95	96
-0.89554483	-1.01471036	-0.43899383	-0.46732483	-0.78386623	-0.50915296	-0.58328754	-0.06760513
97	98	99	100	101	102	103	104
-0.56915916	-1.15421835	-1.01377438	-0.58195183	-0.91185431	-0.84099616	-1.36919245	-1.06255150
105	106	107	108				
-0.44543310	-0.55844775	-0.33433947	-0.72531589				

Lampiran 18. Hasil Uji Distribusi Model Regresi *Inverse Gaussian* Menggunakan *Anderson Darling*

```
> # Menggunakan Anderson Darling Test untuk distribusi Inverse Gaussian
> library(goftest)
> # Melakukan Anderson-Darling test dengan distribusi Inverse Gaussian
> ad_test_result <- ad.test(data_inv_gaussian, "invgauss", shape = fit_inv_gaussian$estimate["shape"], mean
= fit_inv_gaussian$estimate["mean"])
> print(ad_test_result)
```

Anderson-Darling test of goodness-of-fit
Null hypothesis: distribution 'invgauss'
with parameters shape = 1.20046670904267, mean = 0.987246978649975
Parameters assumed to be fixed

data: data_inv_gaussian
An = 0.12332, p-value = 0.9997

Lampiran 19. Hasil Uji Distribusi Model Regresi Gamma Menggunakan *Anderson Darling*

```
> library(goftest)
> # Menggunakan uji Anderson-Darling untuk distribusi Gamma
> # Uji ini menguji apakah data_gamma sesuai dengan distribusi Gamma
> ad_test <- ad.test(data_gamma, "gamma", shape = fit_gamma$estimate["shape"], rate = fit_gamma$estimate["rate"])
> print(ad_test)

Anderson-Darling test of goodness-of-fit
Null hypothesis: Gamma distribution
with parameters shape = 2.19334300768594, rate = 1.27423056039503
Parameters assumed to be fixed

data: data_gamma
An = 0.3812, p-value = 0.8669

> # Visualisasi distribusi yang diestimasi (Gamma)
> plot(fit_gamma)
> # AIC dan Log-likelihood dari model
> AIC(fit_gamma)
numeric(0)
> logLik(fit_gamma)
[1] -139.9499
```

**Lampiran 20. Uji Asumsi Multikolinieritas pada Model Regresi
Inverse Gaussian dan Gamma Menggunakan VIF**

```
> #asumsi multikolinieritas
> library(car)
> vif(glmGamma)
      x1      x2      x3      x4
1.022564 1.114671 1.069630 1.048331
> vif(glminversegaussian)
      x1      x2      x3      x4
1.011750 1.125407 1.064674 1.062277
```

Lampiran 21. Estimasi Parameter pada Distribusi *Inverse Gaussian* Menggunakan MLE

```
> # Menyediakan nilai awal untuk distribusi Inverse Gaussian
> start_values <- list(mean = mean(data_inv_gaussian), shape = 1) # mean(data_inv_gaussian) adalah estimasi
awal
> start_values
$mean
[1] 0.9872541

$shape
[1] 1

> library(fitdistrplus)
> # Fit distribusi Inverse Gaussian dengan nilai awal yang disediakan
> fit_inv_gaussian <- fitdist(data_inv_gaussian, "invgauss", start = start_values)
> summary(fit_inv_gaussian)
Fitting of the distribution ' invgauss ' by maximum likelihood
Parameters :
      estimate Std. Error
mean  0.987247 0.08952746
shape 1.200467 0.16977151
Loglikelihood: -83.35274   AIC: 170.7055   BIC: 175.9158
Correlation matrix:
      mean      shape
mean  1.000000e+00 1.289553e-05
shape 1.289553e-05 1.000000e+00
```


Lampiran 22. Estimasi Parameter pada Distribusi Gamma Menggunakan MLE

```
> library(fitdistrplus)
> # Fitting distribusi Gamma ke data
> fit_gamma <- fitdist(data_gamma, "gamma")
> fit_gamma
Fitting of the distribution ' gamma ' by maximum likelihood
Parameters:
      estimate Std. Error
shape 2.193343  0.2897024
rate  1.274231  0.1890205
> summary(fit_gamma)
Fitting of the distribution ' gamma ' by maximum likelihood
Parameters :
      estimate Std. Error
shape 2.193343  0.2897024
rate  1.274231  0.1890205
Loglikelihood: -139.9499   AIC:  283.8997   BIC:  289.1101
Correlation matrix:
      shape      rate
shape 1.0000000  0.8903982
rate  0.8903982  1.0000000
```

Lampiran 23. Hasil Analisis Model Regresi *Inverse Gaussian* Menggunakan Data *Training*

```
> #Model GLM Inverse Gaussian
> glminversegaussian=glm(Y~X1+X2+X3+X4, family = inverse.gaussian(link="log"), data=datatraining)
> summary(glminversegaussian)
```

Call:
 glm(formula = Y ~ X1 + X2 + X3 + X4, family = inverse.gaussian(link = "log"),
 data = datatraining)

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	-0.480566	1.822766	-0.264	0.79258
X1	-0.004592	0.006086	-0.754	0.45229
X2	0.165752	0.062494	2.652	0.00926 **
X3	0.000993	0.004758	0.209	0.83511
X4	0.020135	0.018111	1.112	0.26884

 signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for inverse.gaussian family taken to be 0.1221645)

Null deviance: 15.118 on 107 degrees of freedom
 Residual deviance: 14.455 on 103 degrees of freedom
 AIC: 549.47

Number of Fisher Scoring iterations: 17

Lampiran 24. Hasil Analisis Model Regresi Gamma Menggunakan Data *Training*

```
> #model GLM Gamma
> glmGamma=glm(Y~X1+X2+X3+X4, family = Gamma(link="log"), data=datatraining)
> summary(glmGamma)
```

Call:

```
glm(formula = Y ~ X1 + X2 + X3 + X4, family = Gamma(link = "log"),
    data = datatraining)
```

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	0.556259	1.797489	0.309	0.7576
X1	-0.005204	0.005814	-0.895	0.3728
X2	0.117066	0.057516	2.035	0.0444 *
X3	0.001523	0.004281	0.356	0.7227
X4	0.011232	0.017885	0.628	0.5314

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for Gamma family taken to be 0.6133764)

Null deviance: 61.591 on 107 degrees of freedom
 Residual deviance: 58.743 on 103 degrees of freedom
 AIC: 561.21

Number of Fisher Scoring iterations: 8

Lampiran 25. Pengujian Estimasi Parsial Model Regresi *Inverse Gaussian* Menggunakan Uji *Wald*

```
> # Mengambil koefisien dan varians untuk model Inverse Gaussian
> coefficients_ig <- summary(glminversegaussian)$coefficients
> beta_ig <- coefficients_ig[, 1] # Estimasi koefisien
> se_ig <- coefficients_ig[, 2]   # Kesalahan standar koefisien
> # Menghitung statistik wald untuk masing-masing koefisien
> wald_stats_ig <- (beta_ig / se_ig)^2
> wald_stats_ig
(Intercept)          X1          X2          X3          X4
  0.06950962  0.56922198  7.03457769  0.04354876  1.23597916
> # Menghitung nilai p untuk uji wald (menggunakan distribusi chi-squared dengan df = 1)
> p_values_ig <- 1 - pchisq(wald_stats_ig, df = 1)
> p_values_ig
(Intercept)          X1          X2          X3          X4
  0.792052118  0.450568245  0.007995072  0.834695412  0.266247377
```

Lampiran 26. Pengujian Estimasi Parsial Model Regresi Gamma Menggunakan Uji *Wald*

```
> # Mengambil koefisien dan varians untuk model Gamma
> coefficients_gamma <- summary(glmGamma)$coefficients
> beta_gamma <- coefficients_gamma[, 1] # Estimasi koefisien
> se_gamma <- coefficients_gamma[, 2]   # Kesalahan standar koefisien
> # Menghitung statistik wald untuk masing-masing koefisien
> wald_stats_gamma <- (beta_gamma / se_gamma)^2
> wald_stats_gamma
(Intercept)      X1      X2      X3      X4
  0.09576846  0.80119757  4.14262780  0.12661407  0.39436235
> # Menghitung nilai p untuk uji wald (menggunakan distribusi chi-squared dengan df = 1)
> p_values_gamma <- 1 - pchisq(wald_stats_gamma, df = 1)
> p_values_gamma
(Intercept)      X1      X2      X3      X4
  0.75696799  0.37073556  0.04181621  0.72196885  0.53001523
```

Lampiran 27. Pengujian Estimasi Simultan Model Regresi *Inverse Gaussian* Menggunakan *G-Test*

```
> gtestIG
```

```
Log likelihood ratio (G-test) test of independence without correction
```

```
data: stunting
```

```
G = 1922.8, X-squared df = 535, p-value < 2.2e-16
```

Lampiran 28. Pengujian Estimasi Simultan Model Regresi Gamma Menggunakan *G-Test*

```
> gtestGamma
```

```
Log likelihood ratio (G-test) goodness of fit test
```

```
data: predictGamma
```

```
G = 2.9818, X-squared df = 107, p-value = 1
```

Lampiran 29. Penentuan Model Regresi *Inverse Gaussian* Terbaik dengan Meregresikan Kembali Model Menggunakan Variabel Signifikan

```

call:
glm(formula = Y ~ X2, family = inverse.gaussian(link = "log"),
    data = datatraining)

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  1.22907    0.19384   6.341 5.72e-09 ***
X2           0.12628    0.05602   2.254  0.0262 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for inverse.gaussian family taken to be 0.111854)

Null deviance: 15.118  on 107  degrees of freedom
Residual deviance: 14.693  on 106  degrees of freedom
AIC: 545.23

Number of Fisher Scoring iterations: 10

```


Lampiran 30. Penentuan Model Regresi Gamma Terbaik dengan Meregresikan Kembali Model Menggunakan Variabel Signifikan

```
> glmGamma2=glm(Y~X2, family = Gamma(link="log"), data=datatraining)
> summary(glmGamma2)
```

Call:
 glm(formula = Y ~ X2, family = Gamma(link = "log"), data = datatraining)

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	1.30865	0.19551	6.694	1.07e-09 ***
X2	0.10225	0.05283	1.935	0.0556 .

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for Gamma family taken to be 0.5768495)

Null deviance: 61.591 on 107 degrees of freedom
 Residual deviance: 59.691 on 106 degrees of freedom
 AIC: 557.09

Number of Fisher Scoring iterations: 5

Lampiran 31. Estimasi Parameter Menggunakan MLE dan Metode *Fisher Scoring* pada Model Regresi *Inverse Gaussian*

```
> # 5. Uji dengan Data Contoh
> set.seed(123)
> n <- 100
> mu_true <- 2
> lambda_true <- 3
> x <- rnorm(n, mean = mu_true, sd = sqrt(lambda_true)) # Contoh data dari distribusi
> # 6. Estimasi Parameter Menggunakan Fisher Scoring
> initial_mu <- 1
> initial_lambda <- 1
> estimates <- fisher_scoring(x, initial_mu, initial_lambda)
Konvergen setelah 5 iterasi.
> cat("Estimasi parameter: \n")
Estimasi parameter:
> cat("Mu:", estimates[1], "\n")
Mu: 8.077936e-28
> cat("Lambda:", estimates[2], "\n")
Lambda: 1.851839
```

Lampiran 32. Estimasi Parameter Menggunakan MLE dan Metode *Fisher Scoring* pada Model Regresi Gamma

```
> # Contoh penggunaan
> set.seed(42)
> x <- rgamma(100, shape = 2, scale = 3) # Data simulasi Gamma
> alpha_init <- 1.5 # Inisialisasi nilai alpha
> beta_init <- 2    # Inisialisasi nilai beta
> # Jalankan Fisher Scoring
> result <- fisher_scoring(x, alpha_init, beta_init)
Converged at iteration 7
> # Output hasil estimasi parameter alpha dan beta
> cat("Estimasi alpha dan beta:", result, "\n")
Estimasi alpha dan beta: 2.095293 2.728855
```

Lampiran 33. Visualisasi dari Prediksi Menggunakan MAE dan RMSE pada Model Regresi *Inverse Gaussian*

```
> mae_IG <- mean(abs(residuals_IG))  
> mae_IG  
[1] 0.3015111  
> rmse_IG <- sqrt(mean(residuals_IG^2))  
> rmse_IG  
[1] 0.3658394
```

Lampiran 34. Visualisasi dari Prediksi Menggunakan MAE dan RMSE pada Model Regresi Gamma

```
> mae_Gamma <- mean(abs(residuals_Gamma))  
> mae_Gamma  
[1] 0.625952  
> rmse_Gamma <- sqrt(mean(residuals_Gamma^2))  
> rmse_Gamma  
[1] 0.7375054
```

Lampiran 35. Riwayat Hidup

DAFTAR RIWAYAT HIDUP

A. Identitas Diri

1. Nama Lengkap : Riska Maulina
2. Tempat dan Tgl. Lahir : Jepara, 16 Februari 2003
3. Alamat Rumah : Ds. Bantrung Krajan RT 03/RW 01
Kec. Batealit, Kab. Jepara, Jawa Tengah
4. HP : 082228199480
5. E-mail : 2108046084@student.walisongo.ac.id
riskamaulina199@gmail.com

B. Riwayat Pendidikan

1. SD Negeri 1 Bantrung (2009-2015)
2. MTs Negeri 1 Jepara (2015-2018)
3. MA Negeri 1 Jepara (2018-2021)
4. UIN Walisongo Semarang (2021-2025)

Semarang, 22 April 2025

RISKA MAULINA
NIM : 2108046084

DAFTAR RIWAYAT HIDUP

A. Identitas Diri

1. Nama Lengkap : Riska Maulina
2. Tempat dan Tgl. Lahir : Jepara, 16 Februari 2003
3. Alamat Rumah : Ds. Bantrung Krajan RT 03/RW 01
Kec. Batealit, Kab. Jepara, Jawa Tengah
4. HP : 082228199480
5. E-mail : 2108046084@student.walisongo.ac.id
riskamaulina199@gmail.com

B. Riwayat Pendidikan

1. SD Negeri 1 Bantrung (2009-2015)
2. MTs Negeri 1 Jepara (2015-2018)
3. MA Negeri 1 Jepara (2018-2021)
4. UIN Walisongo Semarang (2021-2025)

Semarang, 22 April 2025

RISKA MAULINA
NIM : 2108046084