TUGAS AKHIR - SM0141501

PEMODELAN JUMLAH KEJADIAN BANJIR DI INDONESIA TAHUN 2015 MENGGUNAKAN MODEL REGRESI POISSON

OKKY SAVITRI FEBIYANI
NRP 06111440000088

Dosen Pembimbing:
Dra. Laksmi Prita Wardhani, M.Si

DEPARTEMEN MATEMATIKA
Fakultas Matematika, Komputasi, dan Sains Data
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2018

FINAL PROJECT - SM141501

MODELING THE NUMBER OF FLOOD OCCURRENCE IN INDONESIA IN 2015 USING POISSON REGRESSION MODEL

OKKY SAVITRI FEBIYANI
NRP 06111440000088

Supervisor:
Dra. Laksmi Prita Wardhani, M.Si

DEPARTMENT OF MATHEMATICS
Faculty of Mathematics, Computations, and Data Sciences
Sepuluh Nopember Institute of Technology
Surabaya 2018

LEMBAR PENGESAHAN

PEMODELAN JUMLAH KEJADIAN BANJIR DI INDONESIA TAHUN 2015 MENGGUNAKAN MODEL REGRESI POISSON

MODELING THE NUMBER OF FLOOD OCCURRENCE IN INDONESIA IN 2015 USING POISSON REGRESSION MODEL

TUGAS AKHIR

Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat
Untuk memperoleh gelar Sarjana Sains
Pada bidang studi Matematika Terapan
Program Studi S-1 Departemen Matematika
Fakultas Matematika, Komputasi, dan Sains Data
Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya

Oleh :
OKKY SAVITRI FEBIYANI
NRP. 06111440000088

Menyetujui,

Dosen Pembimbing,

Dra. Laksmi Prita Wardhani, M.Si
NIP. 19611208 198803 2 001

Mengetahui,

Kepala Departemen Matematika
FMKSD ITS

Dr. Imam Mukhlash, S.Si, MT
NIP. 19700831 199403 1 003
Surabaya, Agustus 2018

PEMODELAN JUMLAH KEJADIAN BANJIR DI INDONESIA TAHUN 2015 MENGGUNAKAN MODEL REGRESI POISSON

Nama Mahasiswa	:	OKKY SAVITRI FEBIYANI
NRP	:	06111440000088
Departemen	:	Matematika FMKSD-ITS
Pembimbing	:	Dra. Laksmi Prita Wardhani, M.Si

Abstrak

Model regresi Poisson merupakan salah satu model regresi yang dapat menunjukkan hubungan antara variabel respon berdistribusi Poisson dengan variabel-variabel prediktor melalui parameter regresi. Pada Tugas Akhir ini dilakukan pemodelan jumlah kejadian banjir di Indonesia tahun 2015 yang merupakan *count data* menggunakan model regresi Poisson. Untuk mendapatkan model regresi Poisson dari jumlah kejadian banjir dilakukan uji multikolinieritas terhadap variabel-variabel prediktor, penaksiran parameter regresi, uji parameter, dan pengujian kesesuaian model. Metode yang digunakan untuk menaksir nilai parameter adalah metode *Maximum Likelihood Estimation* yang diperoleh dari hasil iterasi menggunakan metode iteratif Newton-Raphson. Berdasarkan hasil pengolahan data, diperoleh model regresi Poisson untuk jumlah kejadian banjir, yaitu $\lambda_i = \exp(5.880176 + 0.019770x_{2i} - 0.006001x_{5i} - 0.043784x_{10i})$ yang menunjukkan bahwa rata-rata jumlah kejadian banjir di Indonesia tahun 2015 pada setiap pengamatan ke-i adalah exp(5.880176) dengan bertambahnya exp(0.019770) jumlah kejadian angin puting beliung (x_{2i}), berkurangnya exp(0.006001) jumlah hari hujan pada (x_{5i}), dan berkurangnya exp(0.043784) penyinaran matahari (x_{10i}) pada setiap pengamatan ke-i.

Kata-kunci: *Banjir, regresi Poisson, Maximum Likelihood Estimation, iterasi Newton-Raphson, multikolinieritas*

MODELING THE NUMBER OF FLOOD OCCURRENCE IN INDONESIA IN 2015 USING POISSON REGRESSION MODEL

Name	:	OKKY SAVITRI FEBIYANI
NRP	:	06111440000088
Department	:	Mathematics FMKSD-ITS
Supervisor	:	Dra. Laksmi Prita Wardhani, M.Si

Abstract

Poisson regression model is one of regression model that can show the relationship between the Poisson distributed response variable with predictor variables through the regression parameter. In this Final Project, the number of flood occurences in Indonesia in 2015 which is the count data using Poisson regression model. To obtain the Poisson regression model of the number of flood occurrence are done multicollinearity test on predictor variables, estimation of regression parameters, parameter test, and goodness of fit model test. The method used to estimate parameter parameter values is the Maximum Likelihood Estimation method that obtained from the iteration results using the Newton-Raphson iterative method. Based on the results of data processing, the Poisson regression model that is obtained for the number of flood occurrence is $\lambda_i = \exp(5.880176 + 0.019770x_{2i} - 0.006001x_{5i} - 0.043784x_{10i})$ *which mean that the average of the number of flood occurrences in Indonesia in 2015* i^{th} *observation is* $\exp(5.880176)$ *with increase of* $\exp(0.019770)$ *of the number of tornado occurrences* (x_{2i}), *decrease* $\exp(0.006001)$ *of the number of rainy days* (x_{5i}), *and decrease of* $\exp(0.043784)$ *of solar radiation in* i^{th} *observation* (x_{10i}).

Keywords: *Flood, Poisson regression, Maximum Likelihood Estimation, Newton-Raphson iteration, multicollinearity*

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Wr. Wb.

Alhamdulillaahirobbil'aalamiin, segala puji syukur bagi Allah SWT yang telah memberikan rahmat serta hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir yang berjudul

"PEMODELAN JUMLAH KEJADIAN BANJIR DI INDONESIA TAHUN 2015 MENGGUNAKAN MODEL REGRESI POISSON"

sebagai salah satu syarat kelulusan Program Sarjana Departemen Matematika FMKSD Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya.

Tugas Akhir ini dapat terselesaikan dengan baik berkat bantuan dan dukungan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis menyampaikan ucapan terima kasih kepada :

1. Dr. Imam Mukhlash, S.Si, MT selaku Kepala Departemen Matematika ITS yang telah memberikan ilmu dan motivasi selama perkuliahan hingga terselesaikannya Tugas Akhir ini.

2. Dra. Laksmi Prita Wardhani, M.Si selaku Dosen Pembimbing atas bimbingan, saran dan masukan, serta motivasi kepada penulis sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir ini dengan baik.

3. Dra. Nuri Wahyuningsih, M.Kes, Dra. Farida Agustini Widjajati, MS., Valeriana Lukitosari, S.Si, MT, dan Drs. Sadjidon, M.Si selaku Dosen Penguji atas semua saran dan masukan yang telah diberikan demi perbaikan Tugas Akhir ini.

4. Drs. Iis Herisman, M.Si selaku koordinator Tugas Akhir.

5. Endah R.M. Putri, Ph.D. selaku Dosen Wali yang telah memberikan arahan akademik selama penulis menempuh pendidikan di Departemen Matematika FMKSD ITS.

6. Bapak dan Ibu dosen serta para staf Departemen Matematika ITS yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu.

7. Mama, Papa, Kakak, Adik, serta seluruh keluarga penulis atas segala bentuk dukungan dan selalu mendoakan kesuksesan serta memberikan motivasi kepada penulis selama penulis menempuh pendidikan Perguruan Tinggi di Kota Surabaya hingga terselesaikan Tugas Akhir ini.

8. Sahabat penulis, Dwita Suci Anggraini, Sinta Armadi Putri, dan Yulianita yang selalu memberikan semangat, perhatian, serta energi positif yang tak henti-hentinya kepada penulis sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir ini.

9. Keluarga Matematika 2014, AKSIOM14 yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu untuk segala dukungan, semangat, dan motivasi kepada penulis.

Penulis menyadari bahwa Tugas Akhir ini masih jauh dari kesempurnaan. Oleh karena itu, penulis mengharapkan saran dan kritik dari pembaca. Akhir kata, semoga Tugas Akhir ini bermanfaat bagi semua pihak yang berkepentingan.

Surabaya, Agustus 2018

Penulis

DAFTAR ISI

DAFTAR TABEL

Halaman

DAFTAR GAMBAR

Halaman

DAFTAR LAMPIRAN

Halaman

BAB I
PENDAHULUAN

Pada bab ini dibahas latar belakang permasalahan dalam penulisan Tugas Akhir. Kemudian permasalahan tersebut disusun kedalam rumusan masalah. Selanjutnya dijabarkan batasan masalah untuk memperoleh tujuan dan manfaat dari penulisan Tugas Akhir ini.

1.1 Latar Belakang Masalah

Indonesia merupakan negara yang memiliki iklim tropis yang disebabkan oleh posisi geografis Indonesia pada garis khatulistiwa. Hal tersebut menyebabkan Indonesia mengalami suhu konstan karena perairan yang hangat secara merata hampir di seluruh kawasan Indonesia dengan temperatur rata-rata 80°F sepanjang tahun. Kelembaban di Negara ini umumnya sangat tinggi dengan tingkat curah hujan yang bervariasi karena monsun. Selain itu, topografi pulau-pulau di Indonesia bergunung-gunung dan diselingi daratan rendah di sekitar pesisir. Dengan karakteristik-karakteristik tersebut, Indonesia menjadi rawan terhadap berbagai bencana alam seperti banjir, kekeringan, angin topan, tanah longsor, gelombang pasang, dan sebagainya [1].

Menurut Badan Nasional Penanggulangan Bencana (BNPB), banjir merupakan peristiwa atau keadaan dimana terendamnya suatu daerah atau daratan karena volume air yang meningkat. Berdasarkan data yang telah dicatat oleh BNPB, antara tahun 2000 dan 2015, banjir menyumbangkan kejadian bencana tertinggi di Indonesia, yaitu sekitar 32%, dengan jumlah kejadian sebanyak 6.416. Selain itu, bencana tersebut juga telah menyebabkan adanya korban jiwa, kerugian harta benda, serta kerusakan bangunan.

Banjir dapat disebabkan oleh beberapa faktor alam, seperti curah hujan ekstrim dan adanya pasang naik air laut [2]. Oleh karena itu, perlu dilakukan penelitian mengenai banjir untuk mendapatkan faktor-faktor apa saja yang berpengaruh secara signifikan terhadap jumlah kejadian banjir secara bersamaan sebagai upaya untuk menekan jumlah korban jiwa dan kerugian harta benda yang ditimbulkan.

Pada penelitian Fawaizul Faidah (2017) mengenai faktor-faktor yang mempengaruhi pneumonia pada balita di Kabupaten Bangkalan. Penelitian tersebut menerapkan model regresi Poisson untuk mendapatkan faktor-faktor apa saja yang mempengaruhi pneumonia pada balita di Kabupaten Bangkalan [3]. Selain itu, Sinta Amalia (2015) juga menerapkan model regresi Poisson pada penelitiannya terhadap faktor-faktor yang mempengaruhi penyakit tuberkulosis (TBC) di Jawa Timur untuk mendapatkan faktor-faktor yang berpengaruh signifikan terhadap penyakit tersebut [4].

Regresi Poisson merupakan salah satu model regresi yang digunakan untuk memodelkan variabel respon berupa *count data*. Model regresi Poisson menyatakan hubungan antara variabel respon dengan variabel prediktor melalui parameter regresi [5]. Pada penelitian ini diterapkan model regresi Poisson untuk memodelkan jumlah kejadian banjir di Indonesia tahun 2015 (variabel respon) yang merupakan *count data* dengan faktor-faktor yang diduga mempengaruhi jumlah kejadian banjir (variabel prediktor). Faktor-faktor yang digunakan yaitu jumlah kejadian kekeringan, jumlah kejadian angin puting beliung, jumlah kejadian gelombang pasang, jumlah curah hujan, jumlah hari hujan, kecepatan angin, kelembaban, suhu rata-rata, tekanan udara, dan penyinaran matahari. Dari model tersebut didapatkan faktor-faktor yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah kejadian banjir dan seberapa besar pengaruh faktor-faktor

tersebut dengan melihat nilai parameter regresi. Hasil dari pemodelan jumlah kejadian banjir di Indonesia tahun 2015 diharapkan dapat memberikan kontribusi kepada pemerintah ataupun masyarakat untuk mengurangi jumlah korban jiwa dan kerugian harta benda yang disebabkan oleh bencana alam tersebut.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang tersebut, disusun suatu rumusan masalah yang dibahas dalam penulisan Tugas Akhir ini, yaitu bagaimana memperoleh taksiran nilai parameter sehingga didapatkan model jumlah kejadian banjir di Indonesia tahun 2015 dengan faktor-faktor yang berpengaruh secara signifikan menggunakan model regresi Poisson.

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah yang digunakan dalam penulisan Tugas Akhir ini antara lain :

1. Data yang digunakan adalah data dari Badan Nasional Penanggulangan Bencana (BNPB) untuk jumlah kejadian banjir, jumlah kejadian kekeringan, dan jumlah kejadian angin puting beliung di Indonesia pada tahun 2015 serta data dari Badan Pusat Statistik (BPS) untuk jumlah curah hujan, jumlah hari hujan, kecepatan angin, kelembaban, suhu rata-rata, tekanan udara, dan penyinaran matahari di Indonesia pada tahun 2015.

2. Pemodelan jumlah kejadian banjir di Indonesia tahun 2015 menggunakan model regresi Poisson.

3. Data jumlah kejadian banjir diasumsikan ekuidispersi (nilai varians sama dengan nilai rata-rata).

4. Pengolahan data menggunakan aplikasi R.

5. Data banjir yang digunakan adalah jenis banjir (genangan), banjir bandang, dan banjir rob.

6. Pengamatan dilakukan di 34 provinsi di Indonesia.

1.4 Tujuan

Tujuan dari penulisan Tugas Akhir ini adalah sebagai berikut :

1. Mendapatkan taksiran nilai parameter regresi Poisson.
2. Mendapatkan model yang sesuai untuk jumlah kejadian banjir dengan menggunakan model regresi regresi Poisson.

1.5 Manfaat

Adapun manfaat Tugas Akhir ini adalah sebagai berikut :

1. Memberikan informasi mengenai faktor-faktor yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah kejadian banjir sebagai upaya untuk menekan jumlah korban jiwa dan harta benda yang ditimbulkan.
2. Sebagai bentuk penerapan ilmu matematika pada permasalahan nyata.
3. Sebagai tambahan literatur untuk penelitian-penelitian selanjutnya.

1.6 Sistematika Penulisan

Penulisan disusun dalam lima bab, yaitu:

1. BAB I PENDAHULUAN
   Bab ini berisi tentang gambaran umum dari penulisan Tugas Akhir yang meliputi latar belakang, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan, manfaat, dan sistematika penulisan.
2. BAB II TINJAUAN PUSTAKA
   Pada bab ini dibahas landasan teori yang menunjang penulisan Tugas Akhir. Didalamnya mencakup peneliti-an terdahulu, bencana alam banjir, multikolinieritas, model regresi Poisson, metode *Maximum Likelihood Estimation*, dan iterasi Newton-Raphson.

3. BAB III METODE PENELITIAN
   Pada bab ini dijelaskan tahapan-tahapan yang dilakukan untuk menyelesaikan rumusan masalah dalam Tugas Akhir.

4. BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN
   Pada bab ini dijelaskan mengenai model regresi Poisson jumlah kejadian banjir untuk mendapatkan faktor-faktor yang berpengaruh signifikan.

5. BAB V PENUTUP
   Bab ini berisi kesimpulan dari hasil analisis dan pembahasan pada bab sebelumnya serta saran untuk pengembangan penelitian selanjutnya.

BAB II
TINJAUAN PUSTAKA

Pada bab ini dibahas landasan teori yang menunjang penulisan Tugas Akhir. Didalamnya mencakup penelitian terdahulu, bencana alam banjir, multikolinieritas, model regresi Poisson, *Maximum Likelihood Estimation*.

2.1 Penelitian Terdahulu

Berbagai permasalahan sudah banyak dimodelkan menggunakan model regresi Poisson. Pada penelitian Fawaizul Faidah (2017) mengenai faktor-faktor yang mempengaruhi pneumonia pada balita di Kabupaten Bangkalan yang menerapkan model regresi Poisson untuk mendapatkan faktor-faktor apa saja yang berpengaruh signifikan terhadap penyakit tersebut [3]. Selain itu, ada juga penelitian Sinta Amalia (2015) mengenai faktor-faktor yang berpengaruh signifikan terhadap penyakit tuberkulosis (TBC) di Jawa Timur [4].

Penelitian mengenai model regresi Poisson untuk kejadian banjir pernah dilakukan oleh Martin, Oleg, dan Dagmar (2015). Namun penelitian tersebut hanya menjelaskan analisa penerapan model regresi Poisson pada kejadian banjir dan tidak sampai mendapatkan modelnya. Variabel-variabel prediktor yang digunakan dalam pembentukan model yaitu kejadian badai, kejadian kekeringan, dan kejadian temperatur ekstrim [6].

2.2 Banjir

Bencana alam banjir adalah bencana alam yang paling sering terjadi di Indonesia. Salah satu penyebab utama terjadinya banjir adalah curah hujan yang tidak normal. Jika jumlahnya terlalu sedikit dapat menyebabkan

kekeringan, sebaliknya jika jumlahnya terlalu banyak dapat menyebabkan banjir. Selain itu, ada juga beberapa faktor yang mempengaruhi besarnya banjir [7] :

1. Jumlah air (hujan), luas daerah, dan periode waktu terjadinya hujan
   Di daerah yang relatif kecil, hujan yang turun dalam periode yang singkat tetapi sangat deras dapat meningkatkan risiko banjir. Sebaliknya, apabila di daerah yang relatif besar, maka risiko terjadinya banjir lebih rendah. Risiko banjir juga dapat meningkat apabila hujan turun dalam periode yang cukup lama. Akan tetapi, hujan yang sangat deras atau turun dalam periode yang cukup lama tidak selalu mengindikasikan terjadinya banjir karena sebagian air hujan mungkin menguap atau terserap ke dalam tanah.

2. Kemampuan tanah untuk menahan air
   Hujan yang jatuh di atas tanah dapat diserap oleh tanah sampai ke kedalaman tertentu. Selain itu, air hujan juga dapat diserap oleh tumbuhan yang tumbuh di tanah dan mengembalikannya ke udara dalam bentuk uap air. Namun, pada kondisi tertentu volume air pada banjir bandang yang disebabkan oleh hujan yang sangat deras dan diiringi dengan badai mengalir dengan cepat ke daerah yang lebih rendah sehingga tidak sempat diserap tanah.

Menurut BNPB, banjir terbagi menjadi tiga kategori, yaitu banjir (genangan), banjir bandang, dan banjir rob. Banjir genangan biasanya disebabkan karena meluapnya air sungai, danau, maupun selokan akibat curah hujan yang tinggi dan dalam periode yang relatif lama. Sedangkan banjir bandang terjadi karena volume air yang sangat tinggi akibat hujan lebat sehingga dengan cepat mengalir dari area yang lebih tinggi ke area yang lebih rendah. Berbeda dengan banjir rob, yaitu banjir yang disebabkan oleh naiknya permukaan air laut yang mencapai daratan [2].

2.3 Distribusi Poisson

Percobaan yang menghasilkan nilai numerik dari suatu variabel acak Y yang terjadi selama interval waktu atau wilayah yang ditentukan disebut percobaan Poisson. Percobaan Poisson berasal dari sebuah proses Poisson dan memiliki sifat-sifat sebagai berikut [7] :

1. Jumlah kejadian dalam suatu interval waktu atau wilayah tertentu tidak tergantung pada jumlah kejadian pada interval waktu atau wilayah yang lain.

2. Probabilitas terjadinya suatu kejadian dalam interval waktu yang sangat singkat atau wilayah yang kecil tidak bergantung pada jumlah kejadian diluar interval waktu atau wilayah tersebut.

3. Probabilitas terjadinya lebih dari satu hasil dalam interval waktu yang singkat atau wilayah yang kecil dapat diabaikan.

Y dari hasil kejadian selama percobaan Poisson disebut variabel acak Poisson, dan distribusi probabilitasnya disebut distribusi Poisson.

Distribusi Poisson tepat untuk sebuah variabel terikat yang bernilai integer nonnegatif $0, 1, 2, 3, \ldots$, dengan parameter λ, $\lambda > 0$. Fungsi probabilitas untuk distribusi Poisson dinyatakan sebagai berikut :

$$f(y|\lambda) = \frac{e^{-\lambda}\lambda^{y}}{y!} \quad , \quad y = 0, 1, 2, 3, \ldots \tag{2.1}$$

dengan :

y : data acak jumlah kejadian banjir
λ : rata-rata jumlah kejadian banjir

Fungsi probabilitas pada persamaan (2.1) dapat menunjukkan bahwa $E(y) = \lambda$ yaitu nilai harapan pada jumlah kejadian banjir sama dengan nilai rata-rata jumlah kejadian banjir dan $Var(y) = \lambda$ yaitu nilai variansi jumlah kejadian banjir sama dengan nilai rata-rata jumlah kejadian banjir.

2.4 Model Regresi Poisson

Model regresi merupakan suatu model statistika yang dapat menunjukkan hubungan antara variabel respon (Y) dengan variabel prediktor (X). Variabel respon adalah variabel yang dipengaruhi oleh variabel prediktor, sedangkan variabel prediktor adalah penyebab terjadinya variabel respon. *Generalized Linear Models* (GLMs) memperluas model regresi linier biasa untuk mencakup distribusi variabel respon yang tidak normal dan memodelkan fungsi dari mean. Terdapat tiga komponen dalam GLM, yaitu :

1. Komponen Acak
   Komponen acak dari GLM terdiri dari suatu variabel respon Y dengan pengamatan bebas $(y_1, y_2, \ldots, y_n)$ dari suatu distribusi dalam keluarga eksponensial. Keluarga eksponensial mempunyai fungsi kepadatan probabilitas (pdf) dari bentuk

   $$f(y_i; \theta_i) = a(\theta_i)b(y_i)\exp[y_i Q(\theta_i)] \tag{2.2}$$

   Beberapa distribusi seperti Poisson dan binomial merupakan kasus spesial. Nilai dari parameter θ_i mungkin berbeda-beda untuk $i = 1, 2, \ldots, n$, bergantung pada nilai variabel prediktor. Notasi $Q(\theta_i)$ disebut parameter alami.

2. Komponen Sistematis
   Komponen sistematis dari GLM menghubungkan suatu vektor $(\eta_1, \eta_2, \ldots, \eta_n)$ dengan variabel-variabel prediktor melalui model linier. Misalkan x_{ki} menunjukkan nilai dari prediktor p $(p = 1, 2, \ldots, k)$ pada pengamatan i, maka

   $$\eta_i = \sum_{p=1}^{k} \beta_p x_{pi} \quad , \quad i = 1, 2, \ldots, n. \tag{2.3}$$

   Kombinasi linier dari variabel-variabel prediktor pada persamaan (2.3) disebut prediktor linier.

3. Fungsi Penghubung
   Komponen ketiga dari GLM adalah fungsi penghubung (*link function*) yang menghubungkan komponen acak dan komponen sistematis. Fungsi penghubung dinotasikan dengan $g(.)$. Penghubung $g(.)$ memodelkan $\lambda_i = E(Y_i)$, $i = 1, 2, \ldots, n$ ke η_i oleh $\eta_i = g(\lambda_i)$, dengan $g(.)$ adalah fungsi terdiferensiasi dan monoton. Oleh karena itu, $g(.)$ menghubungkan $E(Y_i)$ dengan variabel-variabel prediktor melalui rumus dibawah ini

$$g(\lambda_i) = \sum_{p=1}^{k} \beta_p x_{pi} \quad , \quad i = 1, 2, \ldots, n. \tag{2.4}$$

   Fungsi penghubung yang mentransformasikan mean ke parameter alami disebut *canonical link*. Sehingga, $g(\lambda_i) = Q(\theta_i)$ dan $Q(\theta_i) = \sum_p \beta_p x_{pi}$.

Secara singkat, GLM adalah model linier untuk mean yang ditransformasi dari variabel respon yang memiliki distribusi dalam keluarga eksponensial alami.

Variabel respon pada penelitian ini adalah data cacahan (*count data*). Distribusi yang paling sederhana untuk *count data* adalah distribusi Poisson. Nilai variabel acak Poisson berupa nilai integer nonnegatif. Misalnya Y adalah suatu cacahan ($y = 0, 1, 2, \ldots$) sehingga $Y \sim P(\lambda)$ dan $\lambda = E(Y)$, maka fungsi probabilitas Y seperti pada persamaan (2.4) adalah

$$\begin{aligned} f(y; \lambda) &= \frac{e^{-\lambda}\lambda^y}{y!} \\ &= \exp(-\lambda)\left(\frac{1}{y!}\right)\exp(y \ln \lambda) \end{aligned} \tag{2.5}$$

Pdf pada persamaan (2.5) memiliki bentuk eksponensial alami seperti pada persamaan (2.2), dengan $\theta = \lambda$, $a(\lambda) = \exp(-\lambda)$, $b(y) = 1/y!$, dan $Q(\lambda) = \ln \lambda$. Parameter alami tersebut adalah $\ln \lambda$, jadi fungsi penghubung kanonik adalah

penghubung log, $\eta = \ln \lambda$.

$$\eta_i = \ln \lambda_i = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \cdots + \beta_k x_{ki} \tag{2.6}$$

Persamaan (2.6) disebut model regresi Poisson, dapat ditulis ulang sebagai berikut :

$$\lambda_i = \exp\left(\beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \cdots + \beta_k x_{ki}\right) = \exp(\boldsymbol{x}_i'\boldsymbol{\beta}) \tag{2.7}$$

dengan :

λ_i : rata-rata jumlah kejadian banjir pada pengamatan ke-i, $i = 1, 2, \ldots, n$
β_p : parameter regresi ke-p, $p = 0, 1, 2, \ldots, k$
x_{pi} : data variabel prediktor ke-p pada pengamatan ke-i

2.5 Multikolinieritas

Multikolinieritas merupakan suatu kondisi dimana terdapat hubungan linier antara variabel-variabel prediktor dari model regresi. Dalam model regresi linier diasumsikan bahwa tidak ada multikolinieritas antara variabel-variabel prediktor. Jika terdapat multikolinieritas maka parameter regresi tidak dapat diperkirakan dengan akurasi yang tinggi, sehingga perlu dilakukan uji multikolinieritas terhadap variabel-variabel prediktornya [9].

Untuk memeriksa terjadinya multikolinieritas yaitu dengan menghitung nilai *Variance Inflation Factor* (VIF) yang dirumuskan berikut ini.

$$VIF = \frac{1}{1 - R_j^2} \tag{2.8}$$

dengan R_j^2 adalah koefisien determinasi variabel prediktor X_j dengan variabel prediktor lainnya. Apabila koefisien determinasi mendekati 0, maka nilai VIF mendekati 1, sehingga menunjukkan bahwa tidak terjadi multikolinieritas pada variabel X_j. Sedangkan dalam aturan VIF, nilai yang melebihi 10 mengindikasikan sejumlah masalah multikolinieritas [10].

2.6 Penaksiran Parameter Regresi Poisson

Metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) merupakan salah satu metode yang digunakan untuk menaksir parameter regresi yang diketahui distribusinya. Oleh karena itu, penaksiran parameter regresi untuk *count data* dapat menggunakan metode MLE. Nilai taksiran didapatkan dengan memaksimalkan fungsi likelihoodnya yang didefinisikan sebagai berikut [12] :

$$L(y;\lambda) = \prod_{i=1}^{n} f(y_i;\lambda_i) = f(y_1;\lambda_1)f(y_2;\lambda_2)\dots f(y_n;\lambda_n) \quad (2.9)$$

dengan $f(y_i;\lambda_i)$ merupakan fungsi probabilitas variabel responnya. Oleh karena distribusi Poisson merupakan anggota keluarga eksponensial, maka untuk mempermudah perhitungan, fungsi *likelihood* diubah ke dalam bentuk log. Sehingga, fungsi log-*likelihood* untuk model regresi Poisson yang memiliki variabel respon berdistribusi Poisson adalah

$$l(\lambda) = \sum_{i=1}^{n} (-\lambda_i + y_i \ln \lambda_i - \ln y_i!) \quad (2.10)$$

Oleh karena $\lambda_i = \exp(\boldsymbol{x}_i'\boldsymbol{\beta})$, maka persamaan (2.10) dapat ditulis ulang sebagai berikut :

$$l(\boldsymbol{\beta}) = \sum_{i=1}^{n} (-\exp(\boldsymbol{x}_i'\boldsymbol{\beta}) + y_i(\boldsymbol{x}_i'\boldsymbol{\beta}) - \ln y_i!) \quad (2.11)$$

Nilai taksiran $\boldsymbol{\beta}$ yang dinotasikan dengan $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ merupakan nilai yang memaksimalkan fungsi pada persamaan (2.11) dengan memenuhi kondisi pada turunan pertama, yaitu :

$$\frac{\partial l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \boldsymbol{\beta}} = \mathbf{0} \quad (2.12)$$

Kondisi tersebut tidak menunjukkan adanya solusi analitik untuk $\hat{\boldsymbol{\beta}}$, sehingga perlu menggunakan metode iteratif seperti

Newton-Raphson. Metode tersebut merupakan salah satu metode yang umum digunakan untuk menghitung taksiran nilai $\boldsymbol{\beta}$. Rumus iterasi Newton-Raphson dituliskan sebagai berikut :

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_{s+1} = \hat{\boldsymbol{\beta}}_s - \hat{\mathbf{H}}_s^{-1}\hat{\boldsymbol{g}}_s \tag{2.13}$$

dengan :

$\hat{\boldsymbol{\beta}}_s$: vektor parameter regresi pada iterasi ke-s, $s = 0, 1, 2, \ldots$
$\hat{\boldsymbol{\beta}}_{s+1}$: vektor parameter regresi pada iterasi ke-$s+1$
$\hat{\boldsymbol{g}}_s$: vektor gradien yang dievaluasi pada $\hat{\boldsymbol{\beta}}_s$
$\hat{\mathbf{H}}_s$: matriks Hessian yang dievaluasi pada $\hat{\boldsymbol{\beta}}_s$.

$$\hat{\boldsymbol{g}}_s = \left.\frac{\partial l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta}\right|_{\hat{\boldsymbol{\beta}}_s} \tag{2.14}$$

$$\hat{\mathbf{H}}_s = \left.\frac{\partial^2 l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta \partial \beta'}\right|_{\hat{\boldsymbol{\beta}}_s} \tag{2.15}$$

Berikut ini adalah algoritma metode Newton-Raphson.

1. Menentukan nilai awal $\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(0)}$ dengan metode Ordinary Least Square (OLS).

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(0)} = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\boldsymbol{Y}^* \tag{2.16}$$

dengan :

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(0)} = \begin{pmatrix} \hat{\beta}^0_{(0)} \\ \hat{\beta}^1_{(0)} \\ \hat{\beta}^2_{(0)} \\ \vdots \\ \hat{\beta}^k_{(0)} \end{pmatrix}, \ \boldsymbol{Y}^* = \begin{pmatrix} \ln y_1 \\ \ln y_2 \\ \ln y_3 \\ \vdots \\ \ln y_n \end{pmatrix}, \text{ dan}$$

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} 1 & x_{11} & x_{21} & \cdots & x_{k1} \\ 1 & x_{12} & x_{22} & \cdots & x_{k2} \\ 1 & x_{13} & x_{23} & \cdots & x_{k3} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{1n} & x_{2n} & \cdots & x_{kn} \end{pmatrix}$$

2. Mendapatkan $\hat{\mathbf{H}}_s^{-1}$ dan $\hat{\boldsymbol{g}}_s$ yang dievaluasi pada $\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(0)}$.

3. Melakukan iterasi menggunakan rumus pada persamaan (2.13).

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_{s+1} = \hat{\boldsymbol{\beta}}_s - \hat{\mathbf{H}}_s^{-1}\hat{\boldsymbol{g}}_s, \qquad s = 0, 1, 2, \ldots$$

4. Iterasi berhenti ketika memenuhi kondisi berikut ini.

$$\|\hat{\boldsymbol{\beta}}_{s+1} - \hat{\boldsymbol{\beta}}_s\| < \varepsilon \tag{2.17}$$

dengan :

$$\|\hat{\boldsymbol{\beta}}_{s+1}\| = \sup_{p=1,2,\ldots,k} |\hat{\boldsymbol{\beta}}_{s+1}^p| \tag{2.18}$$

Berdasarkan persamaan (2.18), maka persamaan (2.17) dapat ditulis ulang sebagai berikut :

$$\|\hat{\boldsymbol{\beta}}_{s+1} - \hat{\boldsymbol{\beta}}_s\| = \sup_{p=1,2,\ldots,k} |\hat{\boldsymbol{\beta}}_{s+1}^p - \hat{\boldsymbol{\beta}}_s^p| < \varepsilon \tag{2.19}$$

dengan ε adalah nilai toleransi eror yang ditetapkan. Kondisi pada persamaan (2.17) menunjukkan bahwa $\hat{\boldsymbol{\beta}}_{s+1}$ konvergen ke $\hat{\boldsymbol{\beta}}$.

Jika telah memenuhi kondisi pada persamaan (2.17), maka $\hat{\boldsymbol{\beta}}_{s+1}$ adalah solusi dari persamaan (2.12). Sehingga nilai taksiran parameter untuk model regresi Poisson pada persamaan (2.7) adalah

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(s+1)} = \begin{pmatrix} \hat{\beta}^0_{(s+1)} \\ \hat{\beta}^1_{(s+1)} \\ \hat{\beta}^2_{(s+1)} \\ \vdots \\ \hat{\beta}^k_{(s+1)} \end{pmatrix}, \text{ untuk } s = 0, 1, 2, \ldots.$$

2.7 Pengujian Parameter Regresi Poisson

Untuk mengetahui pengaruh yang diberikan setiap variabel prediktor tersebut, dilakukan pengujian parameter secara serentak dan parsial.

2.7.1 Uji Parameter Serentak

Uji parameter secara serentak digunakan untuk mengetahui ada atau tidaknya pengaruh variabel prediktor terhadap variabel respon. Pengujian parameter regresi Poisson secara serentak menggunakan statistik uji *Likelihood Ratio* (LR) dengan hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut.

Hipotesa :

H_0 : $\beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \cdots = \beta_k = 0$ (tidak ada variabel yang berpengaruh secara signifikan)

H_1 : $\beta_j \neq 0$, $j = 1, 2, 3, \ldots, k$ (paling sedikit ada satu variabel yang berpengaruh secara signifikan)

Statistik uji yang digunakan adalah :

$$\begin{aligned} \Lambda &= -2 \ln \left(\frac{L(\hat{\omega})}{L(\hat{\Omega})} \right) \\ &= -2 \left[\ln L(\hat{\omega}) - \ln L(\hat{\Omega}) \right] \end{aligned} \tag{2.20}$$

dengan :

$L(\hat{\omega})$: nilai *likelihood* pada model dibawah kondisi H_0 (tanpa melibatkan variabel prediktor)

$L(\hat{\Omega})$: nilai *likelihood* dengan melibatkan variabel prediktor

Sehingga berdasarkan persamaan (2.10), $\ln L(\hat{\omega})$ dan $\ln L(\hat{\Omega})$ dapat dirumuskan sebagai berikut :

$$\ln L(\hat{\omega}) = \sum_{i=1}^{n} \left(-\exp(\hat{\beta}_0) + y_i \hat{\beta}_0 - \ln y_i! \right) \tag{2.21}$$

$$\ln L(\hat{\Omega}) = \sum_{i=1}^{n} \left(-\exp(\boldsymbol{x}_i' \hat{\boldsymbol{\beta}}) + y_i (\boldsymbol{x}_i' \hat{\boldsymbol{\beta}}) - \ln y_i! \right) \tag{2.22}$$

Kemudian substitusi persamaan (2.21) dan (2.22) ke persamaan (2.20).

$$\begin{aligned}
\Lambda &= -2\left[\ln L(\hat{\omega}) - \ln L(\hat{\Omega})\right] \\
&= -2\sum_{i=1}^{n}\left[-\exp(\hat{\beta}_0) + y_i\hat{\beta}_0 + \exp(\boldsymbol{x}_i'\hat{\boldsymbol{\beta}}) - y_i(\boldsymbol{x}_i'\hat{\boldsymbol{\beta}})\right] \\
&= 2\sum_{i=1}^{n}\left[-\exp(\boldsymbol{x}_i'\hat{\boldsymbol{\beta}}) + y_i(\boldsymbol{x}_i'\hat{\boldsymbol{\beta}}) + \exp(\hat{\beta}_0) - \hat{\beta}_0 y_i\right] \\
&= 2\left[-\sum_{i=1}^{n}\exp(\boldsymbol{x}_i'\hat{\boldsymbol{\beta}}) + \sum_{i=1}^{n} y_i(\boldsymbol{x}_i'\hat{\boldsymbol{\beta}}) + ne^{\hat{\beta}_0} - \hat{\beta}_0\sum_{i=1}^{n} y_i\right]
\end{aligned}$$

Sehingga persamaan (2.18) dapat ditulis ulang sebagai berikut :

$$\Lambda = 2\left[-\sum_{i=1}^{n}\exp(\boldsymbol{x}_i'\hat{\boldsymbol{\beta}}) + \sum_{i=1}^{n} y_i(\boldsymbol{x}_i'\hat{\boldsymbol{\beta}}) + ne^{\hat{\beta}_0} - \hat{\beta}_0\sum_{i=1}^{n} y_i\right] \tag{2.23}$$

Kriteria pengujiannya adalah tolak H_0 jika $\Lambda > \chi^2{}_{(\alpha,p)}$, dimana α adalah tingkat signifikansi dan p adalah banyaknya parameter [13].

2.7.2 Uji Parameter Parsial

Uji parameter secara parsial digunakan untuk menguji apakah masing-masing variabel prediktor berpengaruh signifikan terhadap variabel respon. Hipotesis yang digunakan untuk uji parameter secara parsial adalah sebagai berikut.

Hipotesa :

H_0 : $\beta_j = 0$, $j = 1, 2, 3, \ldots, k$ (pengaruh variabel ke-j tidak signifikan)

H_1 : $\beta_j \neq 0$ (pengaruh variabel ke-j signifikan)

Statistik uji yang digunakan adalah :

$$W_j = \frac{\hat{\beta}_j}{se(\hat{\beta}_j)} \tag{2.24}$$

Kriteria pengujiannya adalah tolak H_0 jika $|W_j| > t_{(\frac{\alpha}{2},n-1)}$, dengan α adalah tingkat signifikansi dan n adalah banyaknya

pengamatan. Hal tersebut berarti variabel prediktor yang diuji berpengaruh terhadap variabel respon [10].

2.8 Pengujian Kesesuaian Model Regresi Poisson

Kesesuaian model regresi Poisson dapat diketahui dengan melakukan pengujian *goodness of fit* menggunakan statistik uji *deviance*. Model regresi Poisson yang sesuai untuk jumlah kejadian banjir yaitu apabila rata-rata jumlah kejadian banjir pada model tersebut telah mewakili data aktual jumlah kejadian banjir. Berikut adalah perumusan hipotesis untuk pengujian kesesuaian model regresi Poisson.
Hipotesa :
H_0 : $y_i = \lambda(x_i;\beta)$, $i = 1, 2, \ldots, n$ (model regresi sesuai)
H_1 : $y_i \neq \lambda(x_i;\beta)$ (model regresi tidak sesuai)
Statistik uji yang digunakan yaitu *Deviance*, yang dirumuskan sebagai berikut :

$$\begin{aligned} Deviance &= -2\ln\left[\frac{L(\hat{\lambda};y)}{L(y;y)}\right] \\ &= -2\left[\ln L(\hat{\lambda};y) - \ln L(y;y)\right] \end{aligned} \tag{2.25}$$

dengan $\ln L(\hat{\lambda};y)$ adalah nilai log-*likelihood* untuk model yang diperoleh dan $\ln L(y;y)$ adalah nilai log-*likelihood* untuk model yang dipenuhi, yaitu ketika $\hat{\lambda}_i = y_i$ untuk setiap i. Sehingga berdasarkan (2.10), $\ln L(\hat{\lambda};y)$ dan $\ln L(y;y)$ dapat dituliskan sebagai berikut.

$$\ln L(\hat{\lambda}_i;y_i) = L(\hat{\lambda}_i)\sum_{i=1}^{n}(-\hat{\lambda}_i + y_i\ln\hat{\lambda}_i - \ln y_i!) \tag{2.26}$$

$$\ln L(y_i;y_i) = L(y_i)\sum_{i=1}^{n}(-y_i + y_i\ln y_i - \ln y_i!) \tag{2.27}$$

Kemudian substitusi persamaan (2.26) dan (2.27) ke dalam persamaan (2.25).

$$
\begin{aligned}
Deviance =& -2\left[\ln L(\hat{\lambda}_i) - \ln L(y_i)\right] \\
=& -2\sum_{i=1}^{n}\left[(-\hat{\lambda}_i + y_i \ln \hat{\lambda}_i - \ln y_i!) - (-y_i + y_i \ln y_i - \ln y_i!)\right] \\
=& 2\sum_{i=1}^{n}\left[-y_i + \hat{\lambda}_i + y_i \ln y_i - y_i \ln \hat{\lambda}_i\right] \\
=& 2\sum_{i=1}^{n}\left[y_i \ln\left(\frac{y_i}{\hat{\lambda}_i}\right) - (y_i - \hat{\lambda}_i)\right]
\end{aligned}
$$

Sehingga persamaan (2.25) dapat ditulis ulang sebagai berikut.

$$
Deviance = 2\sum_{i=1}^{n}\left[y_i \ln\left(\frac{y_i}{\hat{\lambda}_i}\right) - (y_i - \hat{\lambda}_i)\right] \tag{2.28}
$$

Kriteria pengujian ini adalah terima H_0 pada taraf signifikansi α, jika $Deviance > \chi^2{}_{(\alpha,n-p)}$, dimana n adalah banyaknya pengamatan dan p adalah banyaknya parameter [13].

BAB III
METODOLOGI PENELITIAN

Pada bab ini dijelaskan mengenai langkah-langkah yang dilakukan untuk penulisan Tugas Akhir. Selain itu, dijelaskan tahapan-tahapan dalam menyelesaikan permasalahan pada Tugas Akhir.

3.1 Tahapan Penelitian

Penelitian Tugas Akhir ini dilakukan dengan langkah-langkah sebagai berikut :

1. Studi Literatur
   Pada tahap ini dilakukan pengumpulan teori-teori pendukung yang dapat menunjang penulisan Tugas Akhir. Teori yang dikaji meliputi bencana alam banjir, distribusi Poisson, model regresi Poisson, multikolinieritas, metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE), metode iteratif Newton-Raphson.

2. Pengumpulan Data
   Pada tahap ini dilakukan pengumpulan data sekunder dari Badan Nasional Penanggulangan Bencana (BNPB) dan Badan Pusat Statistik (BPS) terkait jumlah kejadian banjir di Indonesia tahun 2015 sebagai variabel respon dengan variabel-variabel prediktor, yaitu jumlah kejadian kekeringan, jumlah kejadian angin puting beliung, jumlah kejadian gelombang pasang, jumlah curah hujan, jumlah hari hujan, kecepatan angin, kelembaban, suhu rata-rata, tekanan udara, dan penyinaran matahari di Indonesia tahun 2015. keterangan untuk masing-masing variabel dapat dilihat pada Tabel 3.1. Sedangkan data variabel penelitian terlampir pada Lampiran A.

Tabel 3.1: Variabel Penelitian

Variabel	Keterangan
Y	Jumlah kejadian banjir
X_1	Jumlah kejadian kekeringan
X_2	Jumlah kejadian angin puting beliung
X_3	Jumlah kejadian gelombang pasang
X_4	Jumlah curah hujan
X_5	Jumlah hari hujan
X_6	Kecepatan angin
X_7	Kelembaban
X_8	Suhu rata-rata
X_9	Tekanan udara
X_{10}	Penyinaran matahari

3. Pemodelan Jumlah Kejadian Banjir
   Pada tahap ini dilakukan pemodelan jumlah kejadian banjir menggunakan model regresi Poisson yaitu meliputi pembentukan model awal untuk jumlah kejadian banjir, uji multikolinieritas, penaksiran parameter, uji parameter secara serentak dan parsial, dan uji kesesuaian model.

4. Penarikan Kesimpulan
   Pada tahap ini dilakukan penarikan kesimpulan berdasarkan hasil pembahasan yang telah dilakukan.

5. Penulisan Laporan
   Pada tahap ini dilakukan penulisan laporan berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan.

Diagram alir penelitian dapat dilihat pada Gambar 3.1.

3.2 Tahapan Pemodelan Jumlah Kejadian Banjir

Pemodelan jumlah kejadian banjir dilakukan dengan langkah-langkah sebagai berikut :

1. Pembentukan Model Regresi Poisson Jumlah Kejadian Banjir dengan menggunakan persamaan (2.7).

2. Uji Multikolinieritas
   Pada tahap ini dilakukan uji multikolinieritas terhadap seluruh variabel prediktor dengan menghitung nilai VIF yang dirumuskan pada persamaan (2.8).

3. Penaksiran Parameter
   Penaksiran parameter model regresi Poisson untuk jumlah kejadian banjir menggunakan metode MLE yang dirumuskan pada persamaan (2.11).

4. Uji Parameter Serentak dan Parsial
   Pada tahap ini dilakukan uji terhadap parameter regresi secara serentak dan parsial menggunakan hipotesis, statistik uji, dan kriteria uji sebagai berikut.

   Uji Parameter Serentak :

   Hipotesa :
   H_0 : $\beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \cdots = \beta_k = 0$ (tidak ada variabel yang berpengaruh secara signifikan)
   H_1 : $\beta_j \neq 0$, $j = 1, 2, 3, \ldots, k$ (paling sedikit ada satu variabel yang berpengaruh secara signifikan)
   Statistik uji yang digunakan sesuai pada persamaan (2.23), dengan kriteria uji yaitu tolak H_0 jika $\Lambda > \chi^2{}_{(\alpha,p)}$, dengan α adalah taraf signifikansi dan p adalah banyaknya parameter regresi yang ditaksir. Uji Parameter Parsial :

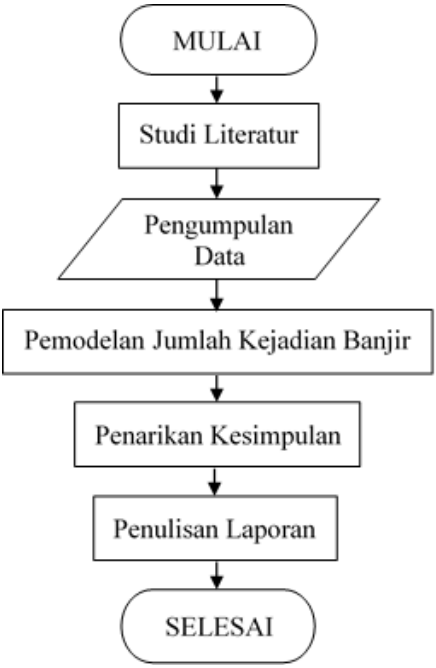
   Hipotesa :
   H_0 : $\beta_j = 0$ (pengaruh variabel ke-j tidak signifikan)
   H_1 : $\beta_j \neq 0$ (pengaruh variabel ke-j signifikan)
   Statistik uji yang digunakan sesuai pada persamaan (2.24), dengan kriteria uji yaitu tolak H_0 jika $|W_j| > t_{(\frac{\alpha}{2},n-1)}$, dengan α adalah taraf signifikansi dan n adalah banyaknya pengamatan.

5. Uji Kesesuaian Model
   Pada tahap ini dilakukan uji terhadap model regresi Poisson untuk jumlah kejadian banjir.

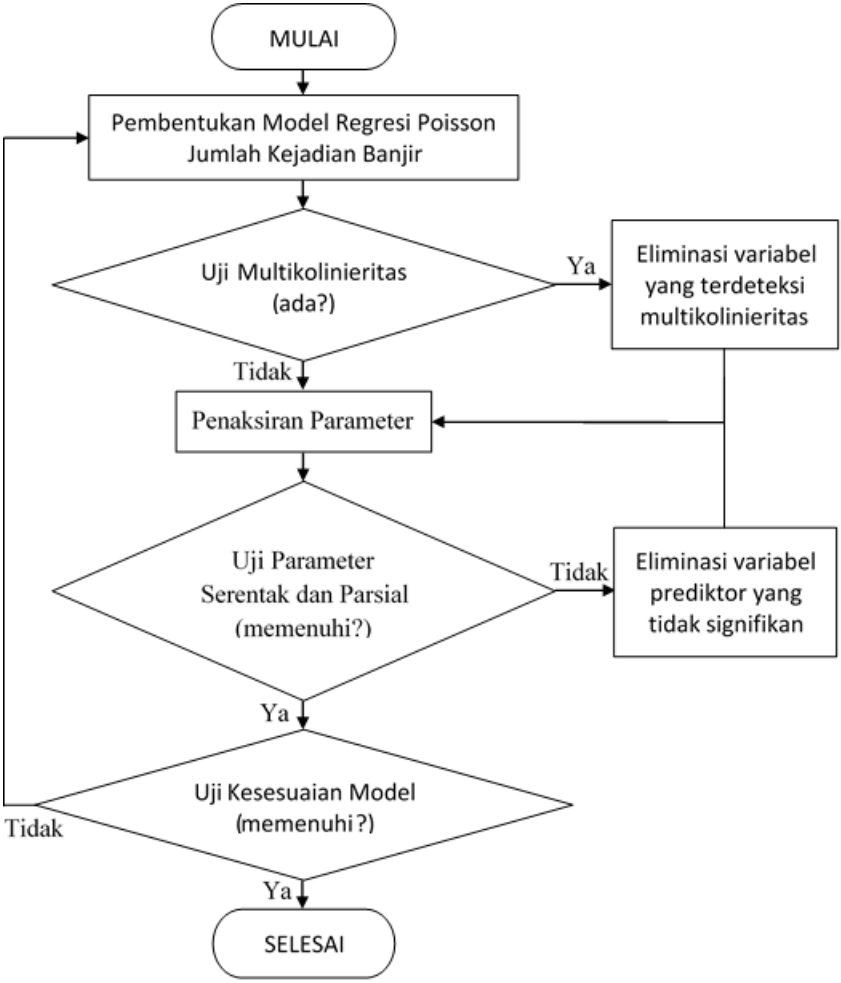
Hipotesa :
H_0 : $y_i = \lambda(\boldsymbol{x}_i; \boldsymbol{\beta})$, $i = 1, 2, 3, \ldots, n$ (model sesuai)
H_1 : $y_i \neq \lambda(\boldsymbol{x}_i; \boldsymbol{\beta})$ (model tidak sesuai)

Statistik uji yang digunakan sesuai pada persamaan (2.28), dengan kriteria uji yaitu terima H_0 jika *Deviance* $> {\chi^2}_{(\alpha, n-p)}$, dengan n adalah banyaknya pengamatan dan p adalah banyaknya parameter yang ditaksir.

Tahapan penelitian Tugas Akhir juga disajikan dalam bentuk diagram alir yang dapat dilihat pada Gambar 3.1. Diagram alir pemodelan jumlah kejadian banjir menggunakan regresi Poisson dapat dilihat pada Gambar 3.2.



Gambar 3.1: Diagram Alir Penelitian



Gambar 3.2: Diagram Alir Pemodelan Jumlah Kejadian Banjir

BAB IV
ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini dijelaskan secara detail mengenai pembentukan model regresi Poisson jumlah kejadian banjir di Indonesia tahun 2015 dengan faktor-faktor yang diduga mempengaruhinya.

4.1 Model Regresi Poisson

Model regresi Poisson merupakan model statistika yang digunakan untuk menunjukkan hubungan antara variabel respon berdistribusi Poisson dengan variabel prediktor yang diduga berpengaruh terhadap variabel respon. Sesuai dengan persamaan (2.7), model regresi Poisson dituliskan sebagai berikut.

$$\lambda_i = \exp(\boldsymbol{x}_i'\boldsymbol{\beta})$$

dengan :

$$\boldsymbol{x}_i' = \begin{pmatrix} 1 & x_{1i} & x_{2i} & x_{3i} & \cdots & x_{ki} \end{pmatrix}$$

$$\boldsymbol{\beta} = \begin{pmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \beta_2 \\ \beta_3 \\ \vdots \\ \beta_k \end{pmatrix}$$

λ_i : rata-rata jumlah kejadian banjir pada pengamatan ke-i, $i = 1, 2, \ldots, n$

β_p : parameter regresi ke-p, $p = 0, 1, 2, \ldots, k$

x_{pi} : data variabel prediktor ke-p pada pengamatan ke-i

$\boldsymbol{x}_i$: vektor variabel prediktor pada pengamatan ke-i

$\boldsymbol{\beta}$: vektor parameter regresi

4.2 Penaksiran Parameter Regresi Poisson

Untuk mendapatkan taksiran $\boldsymbol{\beta}$ pada model regresi Poisson jumlah kejadian banjir yaitu menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Taksiran $\boldsymbol{\beta}$ merupakan nilai yang akan maksimalkan fungsi *likelihood*. Berikut ini adalah langkah-langkah untuk mendapatkan estimasi parameter regresi.

1. Ambil $y_1, y_2, \ldots, y_n$ dengan $y_i \sim P(\lambda_i)$, $i = 1, 2, \ldots, n$. Fungsi probabilitas y_i didefinisikan pada persamaan (2.4).

$$f(y_i|\lambda_i) = \frac{e^{-\lambda_i}\lambda_i^{y_i}}{y_i!} \quad , \quad i = 1, 2, \ldots, n$$

2. Membentuk fungsi *likelihood* untuk model regresi Poisson yang memiliki variabel respon berdistribusi Poisson.

$$\begin{aligned} L(y;\lambda) &= \prod_{i=1}^{n} \frac{e^{-\lambda_i}(\lambda_i)^{y_i}}{y_i!} \\ &= \frac{e^{-\lambda_1}(\lambda_1)^{y_1}}{y_1!} \cdot \frac{e^{-\lambda_2}(\lambda_2)^{y_2}}{y_2!} \cdot \ldots \cdot \frac{e^{-\lambda_n}(\lambda_n)^{y_n}}{y_n!} \end{aligned}$$

$$L(y;\lambda) = \frac{\prod_{i=1}^{n} e^{-\lambda_i} \prod_{i=1}^{n} (\lambda_i)^{y_i}}{\prod_{i=1}^{n} y_i!} \tag{4.1}$$

3. Membentuk persamaan (4.1) menjadi fungsi log-*likelihood*.

$$\begin{aligned} l(\lambda) &= \ln L(y;\lambda) \\ &= \ln\left(\frac{\prod_{i=1}^{n} e^{-\lambda_i} \prod_{i=1}^{n} (\lambda_i)^{y_i}}{\prod_{i=1}^{n} y_i!}\right) \\ &= \ln\left(\prod_{i=1}^{n} e^{-\lambda_i}\right) + \ln\left(\prod_{i=1}^{n} (\lambda_i)^{y_i}\right) - \ln\left(\prod_{i=1}^{n} y_i!\right) \\ &= \sum_{i=1}^{n}\left(\ln e^{-\lambda_i}\right) + \sum_{i=1}^{n}\left(\ln (\lambda_i)^{y_i}\right) - \sum_{i=1}^{n} \ln y_i! \end{aligned}$$

$$l(\lambda) = \sum_{i=1}^{n} (-\lambda_i + y_i \ln \lambda_i - \ln y_i!) \tag{4.2}$$

4. Untuk mendapatkan $\hat{\boldsymbol{\beta}}$, maka $\lambda_i = \exp(\boldsymbol{x}_i'\boldsymbol{\beta})$ pada persamaan (2.7) disubstitusikan ke persamaan (4.2). Sehingga, diperoleh fungsi *likelihood* untuk menaksir $\boldsymbol{\beta}$.

$$\begin{aligned} l(\boldsymbol{\beta}) &= \sum_{i=1}^{n} \left(-\exp(\boldsymbol{x}_i'\boldsymbol{\beta}) + y_i \ln \exp(\boldsymbol{x}_i'\boldsymbol{\beta}) - \ln y_i!\right) \\ &= \sum_{i=1}^{n} \left(-\exp(\boldsymbol{x}_i'\boldsymbol{\beta}) + y_i(\boldsymbol{x}_i'\boldsymbol{\beta}) - \ln y_i!\right) \end{aligned} \tag{4.3}$$

Nilai taksiran $\boldsymbol{\beta}$ adalah nilai yang memaksimalkan fungsi *likelihood* pada persamaan (4.3) dengan memenuhi kondisi yaitu turunan pertama dari fungsi log-*likelihood* terhadap $\boldsymbol{\beta}$ disama dengankan nol seperti pada persamaan (2.12). Turunan pertama dari $l(\boldsymbol{\beta})$ adalah sebagai berikut.

$$\begin{aligned} \frac{\partial l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \boldsymbol{\beta}} &= \frac{\partial(\sum_{i=1}^{n} \left(-\exp(\boldsymbol{x}_i'\boldsymbol{\beta}) + y_i(\boldsymbol{x}_i'\boldsymbol{\beta}) - \ln y_i!\right))}{\partial \boldsymbol{\beta}} \\ &= \sum_{i=1}^{n} (\boldsymbol{x}_i y_i - \boldsymbol{x}_i \exp(\boldsymbol{x}_i'\boldsymbol{\beta})) \\ \frac{\partial l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \boldsymbol{\beta}} &= \sum_{i=1}^{n} \left[(y_i - \exp(\boldsymbol{x}_i'\boldsymbol{\beta}))\boldsymbol{x}_i\right] \end{aligned} \tag{4.4}$$

Substitusi persamaan (4.4) ke persamaan (2.12), diperoleh :

$$\sum_{i=1}^{n} \left[(y_i - \exp(\boldsymbol{x}_i'\boldsymbol{\beta}))\boldsymbol{x}_i\right] = \mathbf{0} \tag{4.5}$$

Persamaan (4.5) merupakan persamaan yang tidak *close form* karena tidak menunjukkan adanya solusi analitik, sehingga perlu dicari menggunakan solusi numerik. Metode yang digunakan untuk mencari solusi numerik dari persamaan tersebut adalah metode iteratif Newton-Raphson (NR). Metode tersebut adalah metode gradien yang digunakan khususnya jika fungsi objektifnya cekung di β. Rumus iterasi

Newton-Raphson dituliskan seperti pada persamaan (2.13). Berdasarkan persamaan (2.14) dan (2.15), maka $\hat{\boldsymbol{g}}_s$ dan $\hat{\mathbf{H}}_s$ dapat dijabarkan seperti berikut ini.

$$\hat{\boldsymbol{g}}_s = \begin{pmatrix} \frac{\partial l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_0} \\ \frac{\partial l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_1} \\ \frac{\partial l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_2} \\ \vdots \\ \frac{\partial l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_k} \end{pmatrix} \tag{4.6}$$

$$\hat{\mathbf{H}}_s = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 l(\boldsymbol{\beta})}{\partial {\beta_0}^2} & \frac{\partial^2 l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_0 \partial \beta_1} & \frac{\partial^2 l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_0 \partial \beta_2} & \cdots & \frac{\partial^2 l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_0 \partial \beta_k} \\ \frac{\partial^2 l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_1 \partial \beta_0} & \frac{\partial^2 l(\boldsymbol{\beta})}{\partial {\beta_1}^2} & \frac{\partial^2 l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_1 \partial \beta_2} & \cdots & \frac{\partial^2 l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_1 \partial \beta_k} \\ \frac{\partial^2 l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_2 \partial \beta_0} & \frac{\partial^2 l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_2 \partial \beta_1} & \frac{\partial^2 l(\boldsymbol{\beta})}{\partial {\beta_2}^2} & \cdots & \frac{\partial^2 l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_2 \partial \beta_k} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial^2 l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_k \partial \beta_0} & \frac{\partial^2 l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_k \partial \beta_1} & \frac{\partial^2 l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_k \partial \beta_2} & \cdots & \frac{\partial^2 l(\boldsymbol{\beta})}{\partial {\beta_k}^2} \end{pmatrix} \tag{4.7}$$

Untuk mendapatkan $\hat{\boldsymbol{g}}_s$ perlu dicari turunan pertama fungsi log-*likelihood* pada persamaan (4.3) terhadap β_j, $j = 0, 1, 2, \ldots, k$.

$$\frac{\partial l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_0} = -\sum_{i=1}^{n} \exp(\boldsymbol{x}_i'\boldsymbol{\beta}) + \sum_{i=1}^{n} y_i$$

$$\frac{\partial l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_1} = -\sum_{i=1}^{n} \exp(\boldsymbol{x}_i'\boldsymbol{\beta}) x_{1i} + \sum_{i=1}^{n} y_i x_{1i}$$

$$\frac{\partial l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_2} = -\sum_{i=1}^{n} \exp(\boldsymbol{x}_i'\boldsymbol{\beta}) x_{2i} + \sum_{i=1}^{n} y_i x_{2i}$$

$$\frac{\partial l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_2} = -\sum_{i=1}^{n} \exp(\boldsymbol{x}_i'\boldsymbol{\beta}) x_{3i} + \sum_{i=1}^{n} y_i x_{3i}$$

Dengan cara yang sama dilakukan untuk mendapatkan turunan pertama fungsi log-*likelihood* terhadap β_j yang lain menggunakan rumus pada persamaan (2.14), sehingga diperoleh rumus umum turunan pertama fungsi log-*likelihood* terhadap β_j adalah sebagai berikut :

$$\frac{\partial l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_j} = -\sum_{i=1}^{n} \exp(\boldsymbol{x}_i'\boldsymbol{\beta}) x_{ji} + \sum_{i=1}^{n} y_i x_{ji}, \qquad j = 0, 1, 2, \ldots, k \tag{4.8}$$

Untuk mendapatkan $\hat{\mathbf{H}}_s$, perlu dicari turunan kedua dari fungsi log-*likelihood* terhadap β_c dan β_j, $c, j = 0, 1, 2, \ldots, k$.

$$\frac{\partial^2 l(\boldsymbol{\beta})}{\partial {\beta_0}^2} = -\sum_{i=1}^{n} \exp(\boldsymbol{x}_i'\boldsymbol{\beta})$$

$$\frac{\partial^2 l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_0 \partial \beta_1} = -\sum_{i=1}^{n} \exp(\boldsymbol{x}_i'\boldsymbol{\beta}) x_{1i}$$

$$\frac{\partial^2 l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_0 \partial \beta_2} = -\sum_{i=1}^{n} \exp(\boldsymbol{x}_i'\boldsymbol{\beta}) x_{2i}$$

$$\frac{\partial^2 l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_0 \partial \beta_3} = -\sum_{i=1}^{n} \exp(\boldsymbol{x}_i'\boldsymbol{\beta}) x_{3i}$$

$$\vdots$$

$$\frac{\partial^2 l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_0 \partial \beta_k} = -\sum_{i=1}^{n} \exp(\boldsymbol{x}_i'\boldsymbol{\beta}) x_{ki}$$

$$\frac{\partial^2 l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_1 \partial \beta_0} = -\sum_{i=1}^{n} \exp(\boldsymbol{x}_i' \boldsymbol{\beta}) x_{1i}$$

$$\frac{\partial^2 l(\boldsymbol{\beta})}{\partial {\beta_1}^2} = -\sum_{i=1}^{n} \exp(\boldsymbol{x}_i' \boldsymbol{\beta}) {x_{1i}}^2$$

$$\frac{\partial^2 l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_1 \partial \beta_2} = -\sum_{i=1}^{n} \exp(\boldsymbol{x}_i' \boldsymbol{\beta}) x_{1i} x_{2i}$$

$$\frac{\partial^2 l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_1 \partial \beta_3} = -\sum_{i=1}^{n} \exp(\boldsymbol{x}_i' \boldsymbol{\beta}) x_{1i} x_{3i}$$

$$\vdots$$

$$\frac{\partial^2 l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_1 \partial \beta_k} = -\sum_{i=1}^{n} \exp(\boldsymbol{x}_i' \boldsymbol{\beta}) x_{1i} x_{ki}$$

$$\frac{\partial^2 l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_2 \partial \beta_0} = -\sum_{i=1}^{n} \exp(\boldsymbol{x}_i' \boldsymbol{\beta}) x_{2i}$$

$$\frac{\partial^2 l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_2 \partial \beta_1} = -\sum_{i=1}^{n} \exp(\boldsymbol{x}_i' \boldsymbol{\beta}) x_{1i} x_{2i}$$

$$\frac{\partial^2 l(\boldsymbol{\beta})}{\partial {\beta_2}^2} = -\sum_{i=1}^{n} \exp(\boldsymbol{x}_i' \boldsymbol{\beta}) {x_{2i}}^2$$

$$\frac{\partial^2 l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_2 \partial \beta_3} = -\sum_{i=1}^{n} \exp(\boldsymbol{x}_i' \boldsymbol{\beta}) x_{2i} x_{3i}$$

$$\vdots$$

$$\frac{\partial^2 l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_2 \partial \beta_k} = -\sum_{i=1}^{n} \exp(\boldsymbol{x}_i' \boldsymbol{\beta}) x_{2i} x_{ki}$$

Dengan cara yang sama dilakukan untuk mendapatkan turunan kedua fungsi log-*likelihood* terhadap β_c dan β_j yang lain menggunakan rumus pada persamaan (2.15), sehingga diperoleh rumus umum turunan kedua fungsi log-*likelihood* terhadap β_c dan β_j adalah sebagai berikut :

$$\frac{\partial^2 l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_j \partial \beta_c} = -\sum_{i=1}^{n} \exp(\boldsymbol{x}_i'\boldsymbol{\beta}) x_{ji} x_{ci}, \qquad j, c = 0, 1, 2, \ldots, k \quad (4.9)$$

4.3 Model Regresi Poisson Jumlah Kejadian Banjir

Pada bagian ini dijelaskan mengenai proses mendapatkan model regresi Poisson jumlah kejadian banjir di Indonesia tahun 2015 yang meliputi uji multikolinieritas terhadap variabel-variabel prediktor, estimasi parameter regresi, uji parameter regresi, dan uji kesesuaian model.

4.3.1 Struktur Data Objek Penelitian

Objek penelitian pada Tugas Akhir ini yaitu jumlah kejadian banjir (Y) dan 10 variabel prediktor diamati pada 34 Provinsi di Indonesia tahun 2015 yang dapat dilihat pada Lampiran A. Data tersebut diformulasikan ke dalam bentuk model regresi Poisson pada persamaan (2.7) menggunakan matriks dan vektor berikut ini :

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} 1 & x_{11} & x_{21} & x_{31} & \cdots & x_{(10)(1)} \\ 1 & x_{12} & x_{22} & x_{32} & \cdots & x_{(10)(2)} \\ 1 & x_{13} & x_{23} & x_{33} & \cdots & x_{(10)(3)} \\ 1 & x_{14} & x_{24} & x_{34} & \cdots & x_{(10)(4)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{(1)(34)} & x_{(2)(34)} & x_{(3)(34)} & \cdots & x_{(10)(34)} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{x}_1{}' \\ \boldsymbol{x}_2{}' \\ \boldsymbol{x}_3{}' \\ \boldsymbol{x}_4{}' \\ \vdots \\ \boldsymbol{x}_{34}' \end{pmatrix},$$

$$\boldsymbol{Y} = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ y_4 \\ \vdots \\ y_{34} \end{pmatrix}, \text{ dan } \boldsymbol{\beta} = \begin{pmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \beta_2 \\ \beta_3 \\ \vdots \\ \beta_{10} \end{pmatrix}$$

dengan :

$\mathbf{X}$: matriks variabel prediktor

$\boldsymbol{x}_i$: vektor variabel prediktor pada pengamatan ke-i, $i = 1, 2, \ldots, 34$

$\boldsymbol{Y}$: vektor jumlah kejadian banjir di Indonesia tahun 2015

$\boldsymbol{\lambda}$: vektor rata-rata jumlah kejadian banjir di Indonesia tahun 2015

$\boldsymbol{\beta}$: vektor parameter regresi

y_i : jumlah kejadian banjir pada pengamatan ke-i,

λ_i : rata-rata jumlah kejadian banjir pada pengamatan ke-i

β_p : parameter regresi ke-p, $p = 0, 1, 2, \ldots, 10$

x_{pi} : data variabel prediktor ke-p pada pengamatan ke-i

4.3.2 Uji Multikolinieritas

Sebelum dilakukan penaksiran parameter regresi Poisson dari model jumlah kejadian banjir, dilakukan uji multikolinieritas terhadap masing-masing variabel prediktor. Untuk mengetahui ada atau tidaknya multikolinieritas antarvariabel prediktor, dilakukan perhitungan nilai VIF seperti pada persamaan (2.8). Berdasarkan Lampiran B, diperoleh R_j^2 yang dilampirkan pada Tabel 4.1. Setelah itu dilakukan pensubstitusian nilai R_j^2 ke rumus VIF.

Tabel 4.1: Nilai Koefisien Determinasi

Variabel	R_j^2
X_1	0,8026
X_2	0,8027
X_3	0,1834
X_4	0,6536
X_5	0,6904
X_6	0,1632
X_7	0,7026
X_8	0,4383
X_9	0,8344
X_{10}	0,5824

$$VIF_{X1} = \frac{1}{1-R_1^2} = \frac{1}{1-0,8026} = \frac{1}{0,1974} = 5,06585613$$

$$VIF_{X2} = \frac{1}{1-R_2^2} = \frac{1}{1-0,8027} = \frac{1}{0,1973} = 5,06842372$$

$$VIF_{X3} = \frac{1}{1-R_3^2} = \frac{1}{1-0,1834} = \frac{1}{0,8166} = 1,224589762$$

Dengan cara yang sama dilakukan perhitungan untuk mendapatkan nilai VIF dari variabel X_4, X_5, ..., X_{10}.

Tabel 4.2: Nilai VIF Masing-masing Variabel Prediktor

Variabel	VIF
X_1	5,06585613
X_2	5,06842372
X_3	1,224589762
X_4	2,886836028
X_5	3,22997416
X_6	1,195028681
X_7	3,362474781
X_8	5,408328826
X_9	6,038647343
X_{10}	2,394636015

Tabel 4.2 adalah perolehan nilai VIF masing-masing prediktor. Nilai VIF yang lebih dari 10 mengindikasikan terjadinya multikolinieritas. Untuk menghindari terjadinya multikolinieritas antarvariabel prediktor dalam suatu model regresi, perlu dilakukan eliminasi terhadap variabel prediktor yang terjadi multikolinieritas tersebut. Berdasarkan Tabel 4.2, nilai VIF pada masing-masing variabel X_j, $j = 1, 2, \ldots, 10$ tidak lebih dari 10. Hal tersebut menunjukkan bahwa tidak terjadinya multikolinieritas antara variabel prediktor yang satu dengan variabel-variabel prediktor yang lain.

4.3.3 Penaksiran Parameter

Setelah dilakukan uji multikolinieritas terhadap masing-masing variabel prediktor, dilakukan penaksiran parameter regresi untuk mendapatkan model sementara jumlah kejadian banjir. Taksiran nilai parameter diperoleh dari hasil iterasi menggunakan metode Newton-Raphson yang dirumuskan pada persamaan (2.13). Sesuai pada subbab 2.6, berikut ini adalah langkah-langkah iterasi Newton-Raphson untuk mendapatkan nilai taksiran parameter :

1. Menentukan nilai awal $\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(0)}$ dengan metode OLS.
   Sesuai dengan persamaan (2.16), yaitu

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(0)} = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\boldsymbol{Y}^*$$

   dengan :

$$\boldsymbol{Y}^* = \begin{pmatrix} \ln 59 \\ \ln 26 \\ \ln 23 \\ \ln 7 \\ \vdots \\ \ln 4 \end{pmatrix} \quad \text{dan} \quad \mathbf{X} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 15 & 0 & \cdots & 65,69 \\ 1 & 0 & 25 & 0 & \cdots & 51,86 \\ 1 & 0 & 18 & 0 & \cdots & 59,56 \\ 1 & 0 & 6 & 1 & \cdots & 50,32 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \\ 1 & 0 & 0 & 0 & \cdots & 64,47 \end{pmatrix}$$

   diperoleh

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(0)} = \begin{pmatrix} 4,21553 \\ -0,62539 \\ 0,04005 \\ 0,00522 \\ 0,00014 \\ -0,01995 \\ -0,14808 \\ -0,07941 \\ -0,48223 \\ 0,02560 \\ -0,09781 \end{pmatrix}$$

2. Mendapatkan $\hat{\mathbf{H}}_0^{-1}$ dan $\hat{\boldsymbol{g}}_0$ yang dievaluasi pada $\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(0)}$.
   Sesuai dengan persamaan (4.6) dan (4.7) diperoleh

$$\hat{\boldsymbol{g}}_0 = \begin{pmatrix} -0.003773054204574 \times 10^5 \\ -0.002945298788887 \times 10^5 \\ -0.252431709354917 \times 10^5 \\ -0.001058306965645 \times 10^5 \\ -6.953333304670807 \times 10^5 \\ -0.526684480938685 \times 10^5 \\ -0.010182617241479 \times 10^5 \\ -0.290633660623919 \times 10^5 \\ -0.103197342062990 \times 10^5 \\ -3.787537981187871 \times 10^5 \\ -0.258823242719606 \times 10^5 \end{pmatrix}$$

dan $\hat{\mathbf{H}}_0$ pada Lampiran C.

3. Melakukan iterasi pertama. Sesuai dengan persamaan (2.13) diperoleh

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_1 = \hat{\boldsymbol{\beta}}_0 - \hat{\mathbf{H}}_0^{-1}\hat{\boldsymbol{g}}_0$$

4. Evaluasi $\hat{\boldsymbol{\beta}}_0$ dan $\hat{\boldsymbol{\beta}}_1$.
   Sesuai dengan persamaan (2.19) diperoleh

$$\|\hat{\boldsymbol{\beta}}_1 - \hat{\boldsymbol{\beta}}_0\| > \varepsilon$$

   dengan :

$$\|\hat{\boldsymbol{\beta}}_1 - \hat{\boldsymbol{\beta}}_0\| = \sup_{p=1}^{10} |\hat{\boldsymbol{\beta}}_1^p - \hat{\boldsymbol{\beta}}_0^p|$$

   dengan ε adalah nilai toleransi eror yang ditetapkan. Karena kondisi pada (2.17) belum terpenuhi maka dilakukan iterasi sampai memenuhi kondisi tersebut.

Berdasarkan hasil pengolahan data menggunakan aplikasi R (Lampiran D), didapatkan nilai taksiran parameter yang dilampirkan pada Tabel 4.3. Sehingga, model sementara jumlah kejadian banjir di Indonesia tahun 2015 menggunakan

model regresi Poisson dituliskan sebagai berikut.

$$\begin{aligned}\lambda_i = \exp(&4.686 - 0.1107x_{1i} + 0.02154x_{2i} + 0.08101x_{3i} - \\ &0.00009358x_{4i} - 0.005320x_{5i} + 0.07571x_{6i} - \\ &0.01644x_{7i} - 0.2051x_{8i} + 0.008042x_{9i} - 0.04644x_{10i})\end{aligned} \tag{4.10}$$

Tabel 4.3: Estimasi Parameter Model Regresi Poisson Jumlah Kejadian Banjir dengan 10 Variabel Prediktor $(X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6, X_7, X_8, X_9, X_{10})$

Parameter	Estimasi	Std. Error
β_0	4.686	4.317
β_1	-0.1107	0.2560
β_2	0.02154	0.003603
β_3	0.08101	0.1317
β_4	-0.00009358	0.0001250
β_5	-0.005320	0.002563
β_6	0.07571	0.06531
β_7	-0.01644	0.02145
β_8	-0.2051	0.1554
β_9	0.008042	0.008612
β_{10}	-0.04644	0.007781

4.3.4 Uji Parameter

Pada bagian ini dilakukan pengujian terhadap parameter regresi secara serentak dan parsial dari model yang didapatkan.

1. Uji Parameter Serentak

Uji parameter serentak digunakan untuk mengetahui hubungan variabel prediktor secara serentak terhadap jumlah kejadian banjir. Berikut ini adalah uji parameter secara serentak dari model (4.10).

Hipotesa :

H_0 : $\beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \cdots = \beta_{10} = 0$ (tidak variabel yang berpengaruh secara signifikan)

H_1 : $\beta_j \neq 0$, $j = 1, 2, 3, \ldots, 10$ (terdapat paling sedikit satu variabel yang berpengaruh secara signifikan)

Statistik uji :

Sesuai dengan statistik uji pada persamaan (2.23) diperoleh

$$\Lambda = 2\left[-500.1887454 + 1517.896024 + 34e^{4.686} - (4.686)(500)\right]$$
$$= 4721.881856$$

$$\chi^2_{(10,0.05)} = 18,307$$

Kriteria uji :

Tolak H_0 apabila statistik uji $\Lambda > \chi^2_{(10,0.05)}$. Sehingga dapat disimpulkan bahwa terdapat setidaknya satu variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah kejadian banjir.

2. Uji Parameter Parsial

Pengujian parameter secara parsial digunakan untuk mengetahui variabel-variabel prediktor yang berpengaruh signifikan tehadap jumlah kejadian banjir. Berikut ini adalah pengujian parameter secara parsial dari model (4.10).

Uji parameter β_1

Hipotesa :

H_0 : $\beta_1 = 0$ (variabel X_1 tidak berpengaruh signifikan terhadap jumlah kejadian banjir)

H_1 : $\beta_1 \neq 0$ (variabel X_1 bepengaruh signifikan terhadap jumlah kejadian banjir)

Statistik uji :

Sesuai dengan statistik uji pada persamaan (2.24) diperoleh

$$W_1 = \frac{\hat{\beta}_1}{se(\hat{\beta}_1)} = \frac{-0,1107}{0,256} = -0,432421875$$

$$t_{(33,0.025)} = 2,034515$$

Kriteria uji :
Tolak H_0 jika $|W_1| > t_{(33,0.025)}$. Sehingga dapat disimpulkan bahwa parameter β_1 tidak signifikan.

Uji parameter β_2

Hipotesa :
H_0 : $\beta_2 = 0$ (variabel X_2 tidak berpengaruh signifikan terhadap jumlah kejadian banjir)
H_1 : $\beta_2 \neq 0$ (variabel X_3 bepengaruh signifikan terhadap jumlah kejadian banjir)

Statistik uji :
Sesuai dengan statistik uji pada persamaan (2.24) diperoleh

$$W_2 = \frac{\hat{\beta}_2}{se(\hat{\beta}_2)} = \frac{0,02154}{0,003603} = 5,978351374$$

$t_{(33,0.025)} = 2,034515$

Kriteria uji :
Tolak H_0 jika $|W_2| > t_{(33,0.025)}$. Sehingga dapat disimpulkan bahwa parameter β_2 signifikan, artinya variabel prediktor X_2 memberikan pengaruh terhadap jumlah kejadian banjir.

Uji parameter β_3

Hipotesa :
H_0 : $\beta_3 = 0$ (variabel X_3 tidak berpengaruh signifikan terhadap jumlah kejadian banjir)
H_1 : $\beta_3 \neq 0$ (variabel X_3 bepengaruh signifikan terhadap jumlah kejadian banjir)

Statistik uji :
Sesuai dengan statistik uji pada persamaan (2.24) diperoleh

$$W_3 = \frac{\hat{\beta}_3}{se(\hat{\beta}_3)} = \frac{0,08101}{0,1317} = 0,615110099$$

$t_{(33,0.025)} = 2,034515$

Kriteria uji :
Tolak H_0 jika $|W_3| > t_{(33,0.025)}$. Sehingga dapat disimpulkan bahwa parameter β_3 tidak signifikan.

Uji parameter β_4

Hipotesa :
H_0 : $\beta_4 = 0$ (variabel X_4 tidak berpengaruh signifikan terhadap jumlah kejadian banjir)
H_1 : $\beta_4 \neq 0$ (variabel X_4 bepengaruh signifikan terhadap jumlah kejadian banjir)

Statistik uji :
Sesuai dengan statistik uji pada persamaan (2.24) diperoleh

$$W_4 = \frac{\hat{\beta}_4}{se(\hat{\beta}_4)} = \frac{-0,00009358}{0,000125} = -0,74864$$

$t_{(33,0.025)} = 2,034515$

Kriteria uji :
Tolak H_0 jika $|W_4| > t_{(33,0.025)}$. Sehingga dapat disimpulkan bahwa parameter β_4 tidak signifikan.

Uji parameter β_5

Hipotesa :
H_0 : $\beta_5 = 0$ (variabel X_5 tidak berpengaruh signifikan terhadap jumlah kejadian banjir)
H_1 : $\beta_5 \neq 0$ (variabel X_5 bepengaruh signifikan terhadap jumlah kejadian banjir)

Statistik uji :
Sesuai dengan statistik uji pada persamaan (2.24) diperoleh

$$W_5 = \frac{\hat{\beta}_5}{se(\hat{\beta}_5)} = \frac{-0,00532}{0,002563} = -2,075692548$$

$t_{(33,0.025)} = 2,034515$

Kriteria uji :
Tolak H_0 jika $|W_5| > t_{(33,0.025)}$. Sehingga dapat disimpulkan bahwa parameter β_5 signifikan, artinya variabel prediktor X_5 memberikan pengaruh terhadap jumlah kejadian banjir.

Uji parameter β_6

Hipotesa :
H_0 : $\beta_6 = 0$ (variabel X_6 tidak berpengaruh signifikan terhadap jumlah kejadian banjir)
H_1 : $\beta_6 \neq 0$ (variabel X_6 bepengaruh signifikan terhadap jumlah kejadian banjir)
Statistik uji :
Sesuai dengan statistik uji pada persamaan (2.24) diperoleh

$$W_6 = \frac{\hat{\beta}_6}{se(\hat{\beta}_6)} = \frac{0,07571}{0,06531} = -1,159240545$$

$t_{(33,0.025)} = 2,034515$

Kriteria uji :
Tolak H_0 jika $|W_6| > t_{(33,0.025)}$. Sehingga dapat disimpulkan bahwa parameter β_6 tidak signifikan.

Uji parameter β_7

Hipotesa :
H_0 : $\beta_7 = 0$ (variabel X_7 tidak berpengaruh signifikan terhadap jumlah kejadian banjir)
H_1 : $\beta_7 \neq 0$ (variabel X_7 bepengaruh signifikan terhadap jumlah kejadian banjir)
Statistik uji :
Sesuai dengan statistik uji pada persamaan (2.24) diperoleh

$$W_7 = \frac{\hat{\beta}_7}{se(\hat{\beta}_7)} = \frac{-0,01644}{0,02145} = -0,766433566$$

$t_{(33,0.025)} = 2,034515$

Kriteria uji :
Tolak H_0 jika $|W_7| > t_{(33,0.025)}$. Sehingga dapat disimpulkan bahwa parameter β_7 tidak signifikan.

Uji parameter β_8

Hipotesa :
H_0 : $\beta_8 = 0$ (variabel X_8 tidak berpengaruh signifikan terhadap jumlah kejadian banjir)
H_1 : $\beta_8 \neq 0$ (variabel X_8 bepengaruh signifikan terhadap jumlah kejadian banjir)

Statistik uji :
Sesuai dengan statistik uji pada persamaan (2.24) diperoleh

$$W_8 = \frac{\hat{\beta}_8}{se(\hat{\beta}_8)} = \frac{-0,2051}{0,1554} = -1,31981982$$

$t_{(33,0.025)} = 2,034515$

Kriteria uji :
Tolak H_0 jika $|W_8| > t_{(33,0.025)}$. Sehingga dapat disimpulkan bahwa parameter β_8 tidak signifikan.

Uji parameter β_9

Hipotesa :
H_0 : $\beta_9 = 0$ (variabel X_9 tidak berpengaruh signifikan terhadap jumlah kejadian banjir)
H_1 : $\beta_9 \neq 0$ (variabel X_9 bepengaruh signifikan terhadap jumlah kejadian banjir)

Statistik uji :
Sesuai dengan statistik uji pada persamaan (2.24) diperoleh

$$W_9 = \frac{\hat{\beta}_9}{se(\hat{\beta}_9)} = \frac{0,008042}{0,008612} = 0,933813284$$

$t_{(33,0.025)} = 2,034515$

Kriteria uji :
Tolak H_0 jika $|W_9| > t_{(33,0.025)}$. Sehingga dapat disimpulkan bahwa parameter β_9 tidak signifikan.

Uji parameter β_{10}

Hipotesa :
H_0 : $\beta_{10} = 0$ (variabel X_{10} tidak berpengaruh signifikan terhadap jumlah kejadian banjir)
H_1 : $\beta_{10} \neq 0$ (variabel X_{10} bepengaruh signifikan terhadap jumlah kejadian banjir)

Statistik uji :
Sesuai dengan statistik uji pada persamaan (2.24) diperoleh

$$W_{10} = \frac{\hat{\beta}_{10}}{se(\hat{\beta}_{10})} = \frac{-0,04644}{0,007781} = -5,968384526$$

$$t_{(33,0.025)} = 2,034515$$

Kriteria uji :
Tolak H_0 jika $|W_{10}| > t_{(33,0.025)}$. Sehingga dapat disimpulkan bahwa parameter β_{10} signifikan, artinya variabel prediktor X_{10} memberikan pengaruh terhadap jumlah kejadian banjir.

Tabel 4.4 merupakan hasil uji parameter secara parsial pada model (4.10). Berdasarkan hasil uji parameter secara parsial pada model (4.10), variabel prediktor yang berpengaruh signifikan adalah jumlah kejadian angin puting beliung (X_2), jumlah hari hujan (X_5), dan penyinaran matahari (X_{10}). Sedangkan jumlah kekeringan (X_1), jumlah kejadian gelombang pasang (X_3), jumlah curah hujan (X_4), kecepatan angin (X_6), kelembaban (X_7), suhu rata-rata (X_8), dan tekanan udara (X_9) tidak berpengaruh signifikan terhadap jumlah kejadian banjir, sehingga dilakukan eliminasi terhadap variabel-variabel prediktor yang tidak berpengaruh signifikan dan dilakukan penaksiran parameter model regresi Poisson jumlah kejadian banjir dengan melibatkan tiga variabel prediktor, yaitu X_2, X_5, dan X_{10}.

Tabel 4.4: Hasil Uji Parameter Parsial pada Model (4.10)

Parameter	W_j	$t_{(33,0.025)}$	Keputusan
β_0	1,085476025		Tidak signifikan
β_1	-0,432421875		Tidak signifikan
β_2	5,978351374		Signifikan
β_3	0,615110099		Tidak signifikan
β_4	-0,74864		Tidak signifikan
β_5	-2,075692548	2,034515	Signifikan
β_6	1,159240545		Tidak signifikan
β_7	-0,766433566		Tidak signifikan
β_8	-1,31981982		Tidak signifikan
β_9	0,933813284		Tidak signifikan
β_{10}	-5,968384526		Signifikan

Tabel 4.5 adalah hasil estimasi parameter untuk model regresi Poisson jumlah kejadian banjir dengan variabel prediktor X_2, X_5, X_{10} menggunakan aplikasi R (Lampiran D).

Tabel 4.5: Estimasi Parameter Model Regresi Poisson Jumlah Kejadian Banjir dengan Variabel Prediktor X_2, X_5, X_{10}

Parameter	Estimasi	Std. Error
β_0	5.880176	0.469243
β_2	0.019770	0.001085
β_5	-0.006001	0.001611
β_{10}	-0.043784	0.005404

Sehingga model baru untuk jumlah kejadian banjir dapat dituliskan sebagai berikut :

$$\lambda_i = \exp(5.880176 + 0.019770x_{2i} - 0.006001x_{5i} - 0.043784x_{10i}) \tag{4.11}$$

Setelah diperoleh nilai taksiran β_0, β_2, β_5, dan β_{10} pada model jumlah kejadian banjir dengan variabel prediktor X_2, X_5, dan X_{10}, dilakukan pengujian parameter secara parsial untuk

mengetahui apakah masing-masing dari variabel prediktor tersebut berpengaruh signifikan. Pengujian parameter pada model (4.10) secara parsial dilakukan seperti berikut ini :

Uji parameter β_2
Hipotesa :

H_0 : $\beta_2 = 0$ (variabel X_2 tidak berpengaruh signifikan terhadap jumlah kejadian banjir)
H_1 : $\beta_2 \neq 0$ (variabel X_2 bepengaruh signifikan terhadap jumlah kejadian banjir)

Statistik uji :
Sesuai dengan statistik uji pada persamaan (2.24) diperoleh

$$W_2 = \frac{\hat{\beta}_2}{se(\hat{\beta}_2)} = \frac{0,019770}{0,001085} = 18,22119816$$

$t_{(33,0.025)} = 2,034515$

Kriteria uji :
Tolak H_0 jika $|W_2| > t_{(33,0.025)}$. Sehingga dapat disimpulkan bahwa parameter β_2 signifikan, artinya variabel prediktor X_2 memberikan pengaruh terhadap jumlah kejadian banjir.

Uji parameter β_5
Hipotesa :

H_0 : $\beta_5 = 0$ (variabel X_5 tidak berpengaruh signifikan terhadap jumlah kejadian banjir)
H_1 : $\beta_5 \neq 0$ (variabel X_5 bepengaruh signifikan terhadap jumlah kejadian banjir)

Statistik uji :
Sesuai dengan statistik uji pada persamaan (2.24) diperoleh

$$W_5 = \frac{\hat{\beta}_5}{se(\hat{\beta}_5)} = \frac{-0,006001}{0,001611} = -3,725015518$$

$t_{(33,0.025)} = 2,034515$

Kriteria uji :
Tolak H_0 jika $|W_5| > t_{(33,0.025)}$. Sehingga dapat disimpulkan bahwa parameter β_5 signifikan, artinya variabel prediktor X_5 memberikan pengaruh terhadap jumlah kejadian banjir.

Uji parameter β_{10}
Hipotesa :
H_0 : $\beta_{10} = 0$ (variabel X_{10} tidak berpengaruh signifikan terhadap jumlah kejadian banjir)
H_1 : $\beta_{10} \neq 0$ (variabel X_{10} bepengaruh signifikan terhadap jumlah kejadian banjir)
Statistik uji :
Sesuai dengan statistik uji pada persamaan (2.24) diperoleh

$$W_{10} = \frac{\hat{\beta}_{10}}{se(\hat{\beta}_{10})} = \frac{-0,043784}{0,005404} = -8,102146558$$

$$t_{(33,0.025)} = 2,034515$$

Kriteria uji :
Tolak H_0 jika $|W_{10}| > t_{(33,0.025)}$. Sehingga dapat disimpulkan bahwa parameter β_{10} signifikan, artinya variabel prediktor X_{10} memberikan pengaruh terhadap jumlah kejadian banjir.

Tabel 4.6: Hasil Uji Parameter Parsial pada Model (4.10)

Parameter	W_j	$t_{(33,0.025)}$	Keputusan
β_0	12,53119599	2,034515	Signifikan
β_2	18,22119816		Signifikan
β_5	-3,725015518		Signifikan
β_{10}	-8,102146558		Signifikan

Berdasarkan hasil uji parameter secara parsial pada model baru, variabel-variabel prediktor tersebut (X_2, X_5, X_{10}) berpengaruh signifikan terhadap jumlah kejadian banjir.

4.3.5 Uji Kesesuaian Model

Berdasarkan uji parameter, didapatkan model baru dengan tiga variabel yang berpengaruh signifikan terhadap

jumlah kejadian banjir. Setelah itu dilakukan pengujian terhadap model untuk mengetahui apakah model tersebut telah sesuai dengan data jumlah kejadian banjir di Indonesia tahun 2015.
Hipotesis :

$H_0 : y_i = \lambda(x_i; \beta),\ i = 1, 2, \ldots, 34$
$H_1 : y_i \neq \lambda(x_i; \beta)$

Statistik uji :
Sesuai dengan statistik uji pada persamaan (2.28) diperoleh

$$Deviance = 2\sum_{i=1}^{34}\left[y_i \ln\left(\frac{y_i}{\hat{\lambda}_i}\right) - (y_i - \hat{\lambda}_i)\right] = 252,9555368$$

$$\chi^2{}_{(34-4,0.05)} = 43,772972$$

Kriteria uji :
Terima H_0 jika $Deviance > \chi^2{}_{(30,0.05)}$. Sehingga dapat disimpulkan bahwa model baru pada persamaan (4.10) sesuai dengan data aktual Y yang ada pada Lampiran A.

4.4 Analisis Model Regresi Poisson Jumlah Kejadian Banjir

Berdasarkan hasil uji parameter dan uji kesesuaian model, diperoleh model regresi Poisson untuk jumlah kejadian banjir di Indonesia tahun 2015 (4.10) yaitu sebagai berikut :

$$\lambda_i = \exp(5.880176 + 0.019770x_{2i} - 0.006001x_{5i} - 0.043784x_{10i})$$

Tanda positif pada parameter regresi memiliki arti bahwa setiap perubahan pada variabel prediktor akan mengakibatkan perubahan variabel respon dengan arah yang sama. Artinya semakin meningkat nilai pada variabel prediktor maka akan meningkatkan jumlah kejadian banjir pula, sebaliknya jika semakin berkurang nilai pada variabel prediktor maka akan mengurangi jumlah kejadian banjir. Sedangkan tanda negatif pada parameter regresi memiliki

arti bahwa setiap perubahan pada variabel prediktor akan mengakibatkan perubahan variabel respon dengan arah yang berlawanan. Artinya semakin meningkat nilai pada variabel prediktor maka akan mengurangi jumlah kejadian banjir, sebaliknya jika semakin berkurang nilai pada variabel prediktor maka akan meningkatkan jumlah kejadian banjir.

Pada model jumlah kejadian banjir di Indonesia tahun 2015 jumlah kejadian angin puting beliung (X_2) memiliki koefisien bertanda positif. Artinya setiap peningkatan satu kejadian angin puting beliung, maka jumlah kejadian banjir akan meningkat pula. Sebaliknya, setiap berkurangnya satu kejadian angin puting beliung, maka jumlah kejadian banjir akan berkurang. Sedangkan koefisien pada jumlah hari hujan (X_5) dan penyinaran matahari (X_{10}) bernilai negatif. Artinya setiap peningkatan satu hari pada jumlah hari hujan dan satu persen penyinaran matahari, maka jumlah kejadian banjir akan berkurang. Sebaliknya, setiap berkurangnya satu hari pada jumlah hari hujan dan satu persen penyinaran matahari, maka jumlah kejadian banjir akan meningkat.

Berdasarkan model (4.10) menyatakan bahwa rata-rata jumlah kejadian banjir di Indonesia tahun 2015 pada pengamatan ke-i yang terdapat pada Lampiran A adalah exp(5.880176) dengan bertambahnya exp(0.019770) jumlah kejadian angin puting beliung pada pengamatan ke-i (x_{2i}), berkurangnya exp(0.006001) jumlah hari hujan pada pengamatan ke-i (x_{5i}), dan berkurangnya exp(0.043784) penyinaran matahari pada pengamatan ke-i (x_{10i}).

Dengan menggunakan data yang ada pada Lampiran A, diperoleh rata-rata jumlah kejadian kejadian banjir di Provinsi Jawa Timur dan Jawa Barat sebagai berikut :

Jawa Timur :
Jumlah angin puting beliung = 133
Jumlah hari hujan = 133
Penyinaran matahari = 80,12

Rata-rata jumlah kejadian banjir

$=\exp(5.880176 + 0.019770 \times (133) - 0.006001 \times (133) - 0.043784 \times (80,12))$

$=\exp(4{,}20347892)$

$=66{,}91873147$

Jadi, rata-rata jumlah kejadian banjir di Jawa Timur mencapai 67 kejadian.

Jawa Barat :

Jumlah angin puting beliung = 69

Jumlah hari hujan = 177

Penyinaran matahari = 65,51

Rata-rata jumlah kejadian banjir

$=\exp(5.880176 + 0.019770 \times (69) - 0.006001 \times (177) - 0.043784 \times (65,51))$

$=\exp(3{,}31383916)$

$=27{,}49046343$

Jadi, rata-rata jumlah kejadian banjir di Jawa Barat mencapai 28 kejadian.

Berdasarkan perhitungan tersebut, dapat diketahui bahwa rata-rata jumlah kejadian banjir pada Provinsi Jawa Timur dan Jawa Barat dipengaruhi oleh jumlah angin puting beliung, jumlah hari hujan, dan penyinaran matahari.

BAB V
PENUTUP

Pada bab ini, diberikan kesimpulan yang diperoleh dari Tugas Akhir serta saran untuk penelitian selanjutnya.

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil pemodelan jumlah kejadian banjir di Indonesia tahun 2015, didapatkan parameter regresi β_0 sebesar 5.880176, β_2 sebesar 0.019770, β_5 sebesar -0.006001, dan β_{10} sebesar -0.043784, yang secara berturut-turut menjelaskan pengaruh signifikan dari jumlah kejadian angin puting beliung, jumlah hari hujan, dan penyinaran matahari terhadap jumlah kejadian banjir. Sehingga, model regresi Poisson jumlah kejadian banjir di Indonesia tahun 2015 dituliskan sebagai berikut :

$$\lambda_i = \exp(5.880176 + 0.019770x_{2i} - 0.006001x_{5i} - 0.043784x_{10i})$$

Model tersebut menyatakan bahwa rata-rata jumlah kejadian banjir di Indonesia tahun 2015 pada setiap pengamatan ke-i adalah exp(5.880176) dengan bertambahnya exp(0.019770) jumlah kejadian angin puting beliung (x_{2i}), berkurangnya exp(0.006001) jumlah hari hujan (x_{5i}), dan berkurangnya exp(0.043784) penyinaran matahari (x_{10i}) pada setiap pengamatan ke-i.

5.2 Saran

Pada Tugas Akhir ini hanya dibahas mengenai penerapan model regresi Poisson pada jumlah kejadian banjir di Indonesia tahun 2015 tanpa meninjau terjadi atau tidaknya overdispersi pada data. Diharapkan pada penelitian selanjutnya untuk melakukan pengujian overdispersi dan

penanggulangannya apabila terjadi kondisi tersebut. Selain itu juga dapat menambahkan beberapa variabel prediktor lain.

DAFTAR PUSTAKA

[1] Center for Excellence in Disaster Management and Humanitarian Assistance (2015), **Indonesia Disaster Management Reference Handbook**, Center for Excellence in Disaster Management and Humanitarian Assistance, U.S.

[2] Badan Nasional Penanggulangan Bencana (2012), **Buku Saku Tanggap Tangkas Tangguh Menghadapi Bencana**, Badan Nasional Penanggulangan Bencana, Indonesia.

[3] Faidah, F. (2017), **Analisis Faktor Risiko yang Mempengaruhi Pneumonia pada Balita di Kabupaten Bangkalan Menggunakan Regresi Poisson**, Tugas Akhir Departemen Statistika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.

[4] Amalia, S. (2015), **Analisis Faktor-faktor yang Mempengaruhi Penyakit Tuberkulosis (TBC) di Jawa Timur dengan Metode Regresi Poisson**, Tugas Akhir Departemen Statistika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.

[5] Cameron, A.C. dan Trivedi, P.K. (2005), **Microeconometrics**, Methods and Applications, Cambridge University Press, New York.

[6] Cupal, M., Deev, O., dan Linnertova, D. (2015), **The Poisson Regression Analysis for Occurrence of Floods**, Procedia Economics and Finance, Vol. 23, hal. 1499 1502.

[7] United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization (2007), **Petunjuk Praktis : Partisipasi Masyarakat dalam Penanggulangan Banjir**, UNESCO Office, Jakarta.

[8] Bain, L.J dan Engelhardt, M. (1992), **Introduction to Probability and Mathematical Statistics**, Duxbury : Thomson Learning, USA.

[9] James, G., dkk. (2013), **An Introduction to Statistical Learning**, Springer Science + Business Media, New York.

[10] Gujarati, D.N. (2003), **Basic Econometrics**, 4th edition, McGraw-Hill/Irwin, New York.

[11] Agresti, A. (2002), **Categorical Data Analysis**, 2nd edition, John Wilry & Sons, Inc., New Jersey.

[12] Dobson, A.J. dan Barnett, A.G. (2008), **An Introduction to Generalized Linear Models**, 3rd edition, Chapman & Hall/CRC, USA.

[13] Cameron, A.C. dan Trivedi, P.K. (1998), **Regression Analysis of Count Data**, Cambridge University Press, New York.

[14] Wibawati, Y. dan Nugraha, J. (2009), **Maximum Likelihood Estimation Model Linear dan Log-Linear dalam Regresi Poisson**, Prosiding Seminar Nasional Penelitian, Pendidikan dan Penerapan MIPA.

LAMPIRAN A
Data Penelitian

i	Provinsi	Y_i	$X_{1i\_}$	X_{2i}	X_{3i}	X_{4i}	X_{5i}	X_{6i}	X_{7i}	X_{8i}	X_{9i}	X_{10i}
1	Aceh	59	0	15	0	1575	146	2,7	80,0	27,1	1010,7	65,69
2	Sumatera Utara	26	0	25	0	975,9	105	2,4	86,9	27,4	1010,6	51,86
3	Sumatera Barat	23	0	18	0	3548	185	2,9	84,0	26,5	1010,9	59,56
4	Riau	7	0	6	1	2048,3	140	3,0	80,5	27,2	1010,5	50,32
5	Jambi	9	0	2	0	1694,9	135	2,4	82,1	27,0	1011,4	51,97
6	Sumatera Selatan	26	0	6	0	1947,2	138	3,3	79,5	27,7	1011	51,19
7	Bengkulu	12	0	3	0	2668,9	166	2,1	83,2	27,0	1011	71,35
8	Lampung	11	0	7	0	1628,1	151	2,0	78,9	27,1	1012,1	67,89
9	Kepulauan Bangka Belitung	2	0	9	0	1534,7	163	4,1	79,9	27,3	1011,4	59,57
10	Kepulauan Riau	1	0	3	0	2250,9	174	3,2	84,1	27,0	1011,4	69,95
11	DKI Jakarta	11	0	0	0	2169,5	121	1,5	74,0	28,4	1011	60,12
12	Jawa Barat	33	0	69	0	2199,3	177	2,1	74,4	23,5	924,1	65,51
13	Jawa Tengah	52	2	151	0	1620,7	140	2,8	70,0	28,5	1011,9	85,05
14	DI Yogyakarta	3	0	15	0	2045,5	119	0,1	82,8	26,1	1014,9	75,14
15	Jawa Timur	83	2	133	1	2024,7	133	3,9	75,2	28,0	1011,8	80,12
16	Banten	25	1	24	1	1310,1	155	1,0	79,3	27,3	1010,6	65,06
17	Bali	0	0	3	0	1133,8	124	3,3	79,1	27,3	1011,3	84,44

LAMPIRAN A (Lanjutan)

i	Provinsi	Y_i	X_{1i}	X_{2i}	X_{3i}	X_{4i}	X_{5i}	X_{6i}	X_{7i}	X_{8i}	X_{9i}	X_{10i}
18	Nusa Tenggara Barat	9	0	4	0	1147,9	91	3,3	81,4	26,1	1014,2	84,99
19	Nusa Tenggara Timur	7	0	14	0	1406	82	4,0	75,6	27,5	1011	84
20	Kalimantan Barat	9	0	7	0	2757,7	215	1,8	85,7	26,9	1011,8	55,04
21	Kalimantan Tengah	4	0	1	1	2748,4	155	2,2	80,5	27,7	1013,9	53,46
22	Kalimantan Selatan	2	0	8	0	2509,6	166	1,9	81,2	27,0	1013,1	61,45
23	Kalimantan Timur	25	0	8	0	2069,4	186	2,0	79,7	27,9	1012,9	46,97
24	Kalimantan Utara	6	0	0	0	2311,5	202	2,2	83,7	27,6	1010,5	63,01
25	Sulawesi Utara	6	0	2	0	1807	127	2,9	75,6	27,0	1012,3	67,53
26	Sulawesi Tengah	11	0	0	1	460,9	68	2,3	72,6	28,4	1011,9	79,12
27	Sulawesi Selatan	14	0	23	1	3382	155	2,9	75,2	27,3	1013,1	66,83
28	Sulawesi Tenggara	3	1	3	0	1589,6	141	1,3	83,1	26,9	1012,8	72,51
29	Gorontalo	13	0	1	0	870,6	76	2,0	77,5	27,3	1011	75,19
30	Sulawesi Barat	2	0	3	0	1167,9	93	1,9	77,2	27,9	1012,5	78
31	Maluku	2	0	7	1	1987,2	167	2,4	83,6	26,5	1012,4	66,52
32	Maluku Utara	0	1	1	0	913,4	127	2,6	78,3	27,3	1013	84,07
33	Papua Barat	0	0	0	0	2844,6	218	1,5	83,6	27,4	1011,5	61,63
34	Papua	4	0	0	0	1265,9	168	2,6	75,5	27,8	1011,1	64,47

LAMPIRAN B
Model Linier Variabel Prediktor

1. Model Linier X_1 dengan $X_2, X_3, X_4, X_5, X_6, X_7, X_8, X_9, X_{10}$

```
> modelX1 <- lm(x1 ~ x2+x3+x4+x5+x6+x7+x8+x9+x10)
> summary(modelX1)

Call:
lm(formula = x1 ~ x2 + x3 + x4 + x5 + x6 + x7 + x8 + x9 + x10)

Residuals:
     Min       1Q   Median       3Q      Max 
-0.31216 -0.14287 -0.03622  0.10436  0.76402 

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept) -1.112e+01  4.058e+00  -2.740   0.0114 *  
x2           1.289e-02  1.825e-03   7.061 2.67e-07 ***
x3           1.558e-01  1.277e-01   1.220   0.2344    
x4          -2.255e-04  1.063e-04  -2.122   0.0444 *  
x5           4.249e-03  2.191e-03   1.940   0.0642 .  
x6          -8.674e-02  6.019e-02  -1.441   0.1625    
x7           4.300e-03  2.236e-02   0.192   0.8491    
x8           3.969e-02  1.303e-01   0.305   0.7633    
x9           8.872e-03  7.739e-03   1.146   0.2629    
x10          1.068e-02  6.394e-03   1.671   0.1077    
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.2804 on 24 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.8026,	Adjusted R-squared:  0.7286 
F-statistic: 10.84 on 9 and 24 DF,  p-value: 1.616e-06
```

LAMPIRAN B (Lanjutan)

2. Model Linier X_2 dengan $X_1, X_3, X_4, X_5, X_6, X_7, X_8, X_9, X_{10}$

```
> modelx2 <- lm(x2 ~ x1+x3+x4+x5+x6+x7+x8+x9+x10)
> summary(modelx2)

Call:
lm(formula = x2 ~ x1 + x3 + x4 + x5 + x6 + x7 + x8 + x9 + x10)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max 
-43.530  -4.730   0.284   5.575  35.204 

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept) 828.966759 243.289399   3.407  0.00232 ** 
x1           52.373588   7.417043   7.061 2.67e-07 ***
x3           -4.605480   8.336667  -0.552  0.58576    
x4            0.014678   0.006746   2.176  0.03965 *  
x5           -0.174039   0.145925  -1.193  0.24466    
x6            6.268037   3.789063   1.654  0.11110    
x7           -0.600077   1.421153  -0.422  0.67660    
x8            3.124981   8.300038   0.377  0.70985    
x9           -0.858295   0.475414  -1.805  0.08358 .  
x10          -0.158022   0.429446  -0.368  0.71612    
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 17.87 on 24 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.8027,	Adjusted R-squared:  0.7287 
F-statistic: 10.85 on 9 and 24 DF,  p-value: 1.606e-06
```

LAMPIRAN B (Lanjutan)

3. Model Linier X_3 dengan $X_1, X_2, X_3, X_5, X_6, X_7, X_8, X_9, X_{10}$

```
> modelx3 <- lm(x3 ~ x1+x2+x4+x5+x6+x7+x8+x9+x10)
> summary(modelx3)

Call:
lm(formula = x3 ~ x1 + x2 + x4 + x5 + x6 + x7 + x8 + x9 + x10)

Residuals:
     Min       1Q   Median       3Q      Max 
-0.47280 -0.23550 -0.08993  0.03503  0.96326 

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  1.4543734  7.2043116   0.202    0.842
x1           0.3747519  0.3072051   1.220    0.234
x2          -0.0027264  0.0049352  -0.552    0.586
x4           0.0001981  0.0001750   1.132    0.269
x5          -0.0039265  0.0035652  -1.101    0.282
x6           0.0259466  0.0971611   0.267    0.792
x7          -0.0256606  0.0343086  -0.748    0.462
x8          -0.0515001  0.2022699  -0.255    0.801
x9           0.0030987  0.0123115   0.252    0.803
x10         -0.0124147  0.0101672  -1.221    0.234

Residual standard error: 0.4349 on 24 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.1834,	Adjusted R-squared:  -0.1228 
F-statistic: 0.599 on 9 and 24 DF,  p-value: 0.7852
```

LAMPIRAN B (Lanjutan)

4. Model Linier X_4 dengan $X_1, X_2, X_3, X_5, X_6, X_7, X_8, X_9, X_{10}$

```
> modelx4 <- lm(x4 ~ x1+x2+x3+x5+x6+x7+x8+x9+x10)
> summary(modelx4)

Call:
lm(formula = x4 ~ x1 + x2 + x3 + x5 + x6 + x7 + x8 + x9 + x10)

Residuals:
   Min     1Q Median     3Q    Max 
-830.2 -326.4  -27.1  239.9  878.3 

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept) -14472.030   7644.003  -1.893 0.070443 .  
x1            -700.519    330.180  -2.122 0.044389 *  
x2              11.224      5.159   2.176 0.039647 *  
x3             255.842    226.042   1.132 0.268886    
x5              13.821      3.048   4.534 0.000136 ***
x6             -56.264    109.994  -0.512 0.613662    
x7             -33.870     38.834  -0.872 0.391762    
x8            -322.668    220.575  -1.463 0.156482    
x9              25.988     12.968   2.004 0.056481 .  
x10             -5.527     11.855  -0.466 0.645283    
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 494.3 on 24 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.6536,	Adjusted R-squared:  0.5237 
F-statistic: 5.031 on 9 and 24 DF,  p-value: 0.0007269
```

LAMPIRAN B (Lanjutan)

5. Model Linier X_5 dengan $X_1, X_2, X_3, X_4, X_6, X_7, X_8, X_9, X_{10}$

```
> modelX5 <- lm(x5 ~ x1+x2+x3+x4+x6+x7+x8+x9+x10)
> summary(modelX5)

Call:
lm(formula = x5 ~ x1 + x2 + x3 + x4 + x6 + x7 + x8 + x9 + x10)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max 
-35.262 -17.227  -0.473  17.610  48.155 

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept) 748.273479 372.693381   2.008 0.056055 .  
x1           31.895351  16.442584   1.940 0.064244 .  
x2           -0.321493   0.269559  -1.193 0.244661    
x3          -12.252359  11.124812  -1.101 0.281666    
x4            0.033386   0.007363   4.534 0.000136 ***
x6            1.417904   5.427815   0.261 0.796144    
x7            2.953908   1.842552   1.603 0.121980    
x8           10.568505  11.106573   0.952 0.350809    
x9           -1.135628   0.648442  -1.751 0.092664 .  
x10          -0.666500   0.569288  -1.171 0.253189    
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 24.29 on 24 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.6904,	Adjusted R-squared:  0.5743 
F-statistic: 5.946 on 9 and 24 DF,  p-value: 0.0002236
```

LAMPIRAN B (Lanjutan)

6. Model Linier X_6 dengan $X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_7, X_8, X_9, X_{10}$

```
> modelx6 <- lm(x6 ~ x1+x2+x3+x4+x5+x7+x8+x9+x10)
> summary(modelx6)

Call:
lm(formula = x6 ~ x1 + x2 + x3 + x4 + x5 + x7 + x8 + x9 + x10)

Residuals:
     Min       1Q   Median       3Q      Max 
-2.42338 -0.51367 -0.07583  0.66198  1.57751 

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -1.186e+01  1.493e+01  -0.794    0.435
x1          -9.182e-01  6.371e-01  -1.441    0.162
x2           1.633e-02  9.871e-03   1.654    0.111
x3           1.142e-01  4.276e-01   0.267    0.792
x4          -1.917e-04  3.747e-04  -0.512    0.614
x5           2.000e-03  7.655e-03   0.261    0.796
x7          -2.127e-02  7.268e-02  -0.293    0.772
x8           4.164e-02  4.248e-01   0.098    0.923
x9           1.403e-02  2.570e-02   0.546    0.590
x10          9.721e-03  2.189e-02   0.444    0.661

Residual standard error: 0.9123 on 24 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.1632,	Adjusted R-squared:  -0.1506 
F-statistic:  0.52 on 9 and 24 DF,  p-value: 0.8456
```

LAMPIRAN B (Lanjutan)

7. Model Linier X_7 dengan $X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6, X_8, X_9, X_{10}$

```
> modelX7 <- lm(x7 ~ x1+x2+x3+x4+x5+x6+x8+x9+x10)
> summary(modelX7)

Call:
lm(formula = x7 ~ x1 + x2 + x3 + x4 + x5 + x6 + x8 + x9 + x10)

Residuals:
   Min     1Q Median     3Q    Max 
-5.081 -1.114 -0.236  1.232  6.426 

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept) -44.278990  41.433767  -1.069 0.295850    
x1            0.357790   1.860568   0.192 0.849124    
x2           -0.012289   0.029103  -0.422 0.676604    
x3           -0.887655   1.186805  -0.748 0.461765    
x4           -0.000907   0.001040  -0.872 0.391762    
x5            0.032746   0.020426   1.603 0.121980    
x6           -0.167188   0.571283  -0.293 0.772302    
x8           -3.959908   0.875055  -4.525 0.000139 ***
x9            0.235343   0.054307   4.334 0.000226 ***
x10          -0.123950   0.056195  -2.206 0.037224 *  
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 2.558 on 24 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.7026,	Adjusted R-squared:  0.591 
F-statistic: 6.299 on 9 and 24 DF,  p-value: 0.0001458
```

LAMPIRAN B (Lanjutan)

8. Model Linier X_8 dengan $X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6, X_7, X_9, X_{10}$

```
> modelx8 <- lm(x8 ~ x1+x2+x3+x4+x5+x6+x7+x9+x10)
> summary(modelx8)

Call:
lm(formula = x8 ~ x1 + x2 + x3 + x4 + x5 + x6 + x7 + x9 + x10)

Residuals:
     Min       1Q   Median       3Q      Max 
-0.72730 -0.22370 -0.03119  0.30145  0.67918 

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept) -1.402e+01  6.679e+00  -2.099 0.046472 *  
x1           9.698e-02  3.184e-01   0.305 0.763349    
x2           1.879e-03  4.991e-03   0.377 0.709852    
x3          -5.231e-02  2.054e-01  -0.255 0.801192    
x4          -2.537e-04  1.734e-04  -1.463 0.156482    
x5           3.440e-03  3.615e-03   0.952 0.350809    
x6           9.611e-03  9.805e-02   0.098 0.922724    
x7          -1.163e-01  2.569e-02  -4.525 0.000139 ***
x9           5.152e-02  6.616e-03   7.787 5.07e-08 ***
x10         -2.401e-02  9.354e-03  -2.566 0.016938 *  
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.4383 on 24 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.8151,	Adjusted R-squared:  0.7457 
F-statistic: 11.75 on 9 and 24 DF,  p-value: 7.75e-07
```

LAMPIRAN B (Lanjutan)

9. Model Linier X_9 dengan $X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6, X_7, X_8, X_{10}$

```
> modelx9 <- lm(x9 ~ x1+x2+x3+x4+x5+x6+x7+x8+x10)
> summary(modelx9)

Call:
lm(formula = x9 ~ x1 + x2 + x3 + x4 + x5 + x6 + x7 + x8 + x10)

Residuals:
     Min       1Q   Median       3Q      Max 
-13.2767  -4.8099   0.5937   4.7679  12.0807 

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept) 465.347897  72.328940   6.434 1.18e-06 ***
x1            5.851355   5.104201   1.146 0.262939    
x2           -0.139309   0.077164  -1.805 0.083579 .  
x3            0.849582   3.375472   0.252 0.803421    
x4            0.005516   0.002752   2.004 0.056481 .  
x5           -0.099782   0.056975  -1.751 0.092664 .  
x6            0.874075   1.601290   0.546 0.590203    
x7            1.865307   0.430433   4.334 0.000226 ***
x8           13.906749   1.785873   7.787 5.07e-08 ***
x10           0.301453   0.162222   1.858 0.075438 .  
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 7.201 on 24 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.8344,	Adjusted R-squared:  0.7723 
F-statistic: 13.44 on 9 and 24 DF,  p-value: 2.214e-07
```

LAMPIRAN B (Lanjutan)

10. Model Linier X_{10} dengan $X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6, X_7, X_8, X_9$

```
> modelx10 <- lm(x10 ~ x1+x2+x3+x4+x5+x6+x7+x8+x9)
> summary(modelx10)

Call:
lm(formula = x10 ~ x1 + x2 + x3 + x4 + x5 + x6 + x7 + x8 + x9)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max 
-14.790  -4.143  -0.312   4.366  13.812 

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)  
(Intercept)  10.332054 140.448886   0.074   0.9420  
x1            9.753440   5.837152   1.671   0.1077  
x2           -0.035501   0.096480  -0.368   0.7161  
x3           -4.711384   3.858452  -1.221   0.2339  
x4           -0.001624   0.003483  -0.466   0.6453  
x5           -0.081059   0.069237  -1.171   0.2532  
x6            0.838325   1.887845   0.444   0.6610  
x7           -1.359828   0.616496  -2.206   0.0372 *
x8           -8.970143   3.495118  -2.566   0.0169 *
x9            0.417261   0.224542   1.858   0.0754 .
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 8.472 on 24 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.5824,	Adjusted R-squared:  0.4258 
F-statistic: 3.719 on 9 and 24 DF,  p-value: 0.004818
```

LAMPIRAN C
Matriks Hessian untuk $\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{(0)}$

$\widehat{\mathbf{H}}_0 =$

1.0e+09 *

Columns 1 through 4

-0.000000439123248	-0.000000313284951	-0.000027179615381	-0.000000122530717
-0.000000313284951	-0.000000618892777	-0.000044049038773	-0.000000130074149
-0.000027179615381	-0.000044049038773	-0.003393594816011	-0.000008874185456
-0.000000122530717	-0.000000130074149	-0.000008874185456	-0.000000122530717
-0.000814016035875	-0.000555811297324	-0.049220486439629	-0.000262608995576
-0.000061376940311	-0.000043068994299	-0.003820273527806	-0.000016935395456
-0.000001171671759	-0.000001001494370	-0.000082280402755	-0.000000396946755
-0.000033924088424	-0.000022653227162	-0.001990494979715	-0.000009436139428
-0.000012001128546	-0.000008856625926	-0.000754176333787	-0.000003392706026
-0.000440985037088	-0.000316995115863	-0.027273702919716	-0.000123981811158
-0.000029892608347	-0.000025899129301	-0.002149487591593	-0.000008532226723

LAMPIRAN C (Lanjutan)

Columns 5 through 8

-0.000814016035875	-0.000061376940311	-0.000001171671759	-0.000033924088424
-0.000555811297324	-0.000043068994299	-0.000001001494370	-0.000022653227162
-0.049220486439629	-0.003820273527806	-0.000082280402755	-0.001990494979715
-0.000262608995576	-0.000016935395456	-0.000000396946755	-0.000009436139428
-1.652624217014836	-0.118237521665167	-0.002180275353485	-0.062777610087469
-0.118237521665167	-0.008875959823851	-0.000162948713103	-0.004733849305380
-0.002180275353485	-0.000162948713103	-0.000003401389134	-0.000090029113975
-0.062777610087469	-0.004733849305380	-0.000090029113975	-0.002633139297234
-0.022163748863695	-0.001671331323589	-0.000032182836186	-0.000926476653957
-0.816418147130644	-0.061516851356887	-0.001178417396981	-0.034076836426642
-0.055089536964777	-0.004156517689809	-0.000081124501108	-0.002284801661150

Columns 9 through 11

-0.000012001128546	-0.000440985037088	-0.000029892608347
-0.000008856625926	-0.000316995115863	-0.000025899129301
-0.000754176333787	-0.027273702919716	-0.002149487591593
-0.000003392706026	-0.000123981811158	-0.000008532226723
-0.022163748863695	-0.816418147130644	-0.055089536964777
-0.001671331323589	-0.061516851356887	-0.004156517689809
-0.000032182836186	-0.001178417396981	-0.000081124501108
-0.000926476653957	-0.034076836426642	-0.002284801661150
-0.000328754135759	-0.012064580788376	-0.000819323642674
-0.012064580788376	-0.443118624166959	-0.030029470297483
-0.000819323642674	-0.030029470297483	-0.002114053680263

LAMPIRAN D
Summary Model Regresi Poisson Jumlah Kejadian Banjir

1. Model regresi Poisson jumlah kejadian banjir dengan variabel predictor : $X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6, X_7, X_8, X_9, X_{10}$

```
> library(car)
Loading required package: carData
> modelsementara <- glm(y ~ x1+x2+x3+x4+x5+x6+x7+x8+x9+x10, family = poisson(link = log))
> summary(modelsementara)

Call:
glm(formula = y ~ x1 + x2 + x3 + x4 + x5 + x6 + x7 + x8 + x9 +
    x10, family = poisson(link = log))

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-4.0111  -2.5085  -0.6075   1.1568   9.6518

Coefficients:
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)  4.686e+00  4.317e+00   1.086   0.2777
x1          -1.107e-01  2.560e-01  -0.433   0.6654
x2           2.154e-02  3.603e-03   5.978 2.25e-09 ***
x3           8.101e-02  1.317e-01   0.615   0.5385
x4          -9.358e-05  1.250e-04  -0.749   0.4540
x5          -5.320e-03  2.563e-03  -2.075   0.0379 *
x6           7.571e-02  6.531e-02   1.159   0.2463
x7          -1.644e-02  2.145e-02  -0.766   0.4434
x8          -2.051e-01  1.554e-01  -1.320   0.1868
x9           8.042e-03  8.612e-03   0.934   0.3504
x10         -4.644e-02  7.781e-03  -5.969 2.39e-09 ***
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

(Dispersion parameter for poisson family taken to be 1)

    Null deviance: 594.16  on 33  degrees of freedom
Residual deviance: 247.00  on 23  degrees of freedom
AIC: 395.67

Number of Fisher Scoring iterations: 6
```

LAMPIRAN D (Lanjutan)

2. Model regresi Poisson jumlah kejadian banjir dengan variabel predictor : X_2, X_5, X_{10}

```
> modelbaru <- glm(y ~ x2+x5+x10, family = poisson(link = log))
> summary(modelbaru)

Call:
glm(formula = y ~ x2 + x5 + x10, family = poisson(link = log))

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-3.6086  -2.6104  -0.7473   1.3490   9.9831

Coefficients:
             Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)  5.880176   0.469243  12.531  < 2e-16 ***
x2           0.019770   0.001085  18.219  < 2e-16 ***
x5          -0.006001   0.001611  -3.726 0.000194 ***
x10         -0.043784   0.005404  -8.101 5.43e-16 ***
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

(Dispersion parameter for poisson family taken to be 1)

    Null deviance: 594.16  on 33  degrees of freedom
Residual deviance: 252.96  on 30  degrees of freedom
AIC: 387.63

Number of Fisher Scoring iterations: 5
```

BIODATA PENULIS

Penulis bernama lengkap Okky Savitri Febiyani, lahir di Banyuwangi pada 21 Februari 1996. Anak kedua dari pasangan Soemartono dan Denny Yuliani, serta memiliki 2 saudara kandung bernama Dimas Rangga Febiyanto dan Dhio Sandy Yulianto. Penulis menempuh pendidikan dasar dari Taman Kanak-Kanak hingga Sekolah Menengah Atas. Setelah lulus dari SMA Negeri 1 Glagah pada tahun 2014, penulis melanjutkan pendidikan tingginya di Institut Teknologi Sepuluh Nopember pada Departemen Matematika dengan bidang minat Matematika Terapan. Selama menempuh kuliah, penulis juga aktif dalam beberapa kegiatan kepanitiaan dan organisasi, yaitu HIMATIKA ITS periode 2015/2016 dan 2016/2017 sebagai Staff Departemen Entrepreneur Development, BEM FMIPA ITS 2015/2016 sebagai Bendahara II, Sie. Konsumsi OMITS 2016, Penanggung Jawab OMITS 2016 regional Banyuwangi, serta Stirring Commite (SC) Padamu Himatika 2016. Selain itu, penulis juga menjadi tentor private di LBB Matriks HIMATIKA ITS dan LBB Einstein serta menjadi asisten dosen Kalkulus I. Penulis juga mengikuti Kerja Praktek di Bank Rakyat Indonesia Kantor Wilayah Surabaya selama satu bulan dan ditempatkan di divisi Operasional Jaringan dan Layanan (OJL).

Adapun informasi lebih lanjut mengenai Tugas Akhir ini dapat ditujukan ke penulis melalui email :
okky.savitri.febiyani@gmail.com.