ESTIMASI CADANGAN KLAIM *INCURRED BUT NOT REPORTED* (IBNR) MENGGUNAKAN METODE *GENERALIZED LINEAR MODEL* DAN *BOOTSTRAP*

(Studi Kasus : Data *Worker's Compensation* Tahun 2009-2017)

TUGAS AKHIR

Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh Gelar Sarjana Jurusan Statistika

Disusun Oleh :

Rhesa Mahardhika

15611082

JURUSAN STATISTIKA

FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM

UNIVERSITAS ISLAM INDONESIA

2020

HALAMAN PERSETUJUAN PEMBIMBING

TUGAS AKHIR

Judul	: ESTIMASI CADANGAN KLAIM *INCURRED BUT NOT REPORTED* (IBNR) MENGGUNAKAN METODE *GENERALIZED LINEAR MODEL* DAN *BOOTSTRAP*
Nama	: Rhesa Mahardhika
Nomor Mahasiswa	: 15611082

TUGAS AKHIR INI TELAH DIPERIKSA DAN DISETUJUI UNTUK DIUJIKAN

Yogyakarta, Januari 2020

Pembimbing

Ayundyah Kesumawati, S.Si., M.Si.

HALAMAN PENGESAHAN

TUGAS AKHIR

ESTIMASI CADANGAN KLAIM *INCURRED BUT NOT REPORTED* (IBNR) MENGGUNAKAN METODE *GENERALIZED LINEAR MODEL* DAN *BOOTSTRAP*

(Studi Kasus : Data *Worker's Compensation* Tahun 2009-2017)

Nama Mahasiswa	**: Rhesa Mahardhika**
Nomor Mahasiswa	**: 15611082**

TUGAS AKHIR INI TELAH DIUJIKAN

PADA TANGGAL

Nama Penguji :	**Tanda Tangan**
1. Dr. Jaka Nugraha, S.Si., M.Si.	………………
2. Mujiarti Dwi Kartikasari, S.Si., M.Sc.	………………
3. Ayundyah Kesumawati, S.Si., M.Si.	………………

Mengetahui,
Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Islam Indonesia

UNIVERSITAS ISLAM INDONESIA
YOGYAKARTA
FAKULTAS MIPA

Prof. Riyanto, S.Pd., M.Si., Ph.D.

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum wr wb.

Alhamdulillah puji syukur dipanjatkan ke hadirat Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat dan hidayah-Nya selama proses penulisan Tugas Akhir ini sehingga dapat terselesaikan tepat pada waktunya. Shalawat serta salam senantiasa tercurahkan kepada Nabi Muhammad SAW yang kita nantikan syafaatnya di *yaumul akhir* nanti. Tugas Akhir yang berjudul "Estimasi Cadangan Klaim *Incurred But Not Reported* (Ibnr) Menggunakan Metode *Generalized Linear Model* Dan *Bootstrap*" ini sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar sarjana Jurusan Statistika di Universitas Islam Indonesia. Penulis menyadari telah banyak mendapat bimbingan dan bantuan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, pada kesempatan ini penulis bermaksud menyampaikan ucapan terima kasih kepada :

1. Bapak Prof. Riyanto, S.Pd., M.Si., Ph.D., selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Islam Indonesia.
2. Bapak Dr. Edy Widodo, M.Si., selaku Ketua Jurusan Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Islam Indonesia.
3. Ibu Ayundyah Kesumawati, S.Si., M.Si., selaku Dosen Pembimbing dan Dosen Pembimbing Akademik yang telah sabar membimbing hingga Tugas Akhir ini terselesaikan tepat waktu.
4. Seluruh dosen dan staff pengajaran Program Studi Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Islam Indonesia yang telah membimbing dan memberikan ilmu selama menimba ilmu di universitas ini.
5. Bapak, Emak, dan Donna yang selalu memberikan semangat dan dukungan berupa doa terbaik selama proses penulisan Tugas Akhir ini.

6. Seluruh anggota Paduan Suara Mahasiswa *Miracle Voices* Universitas Islam Indonesia yang telah memberikan semangat dan doa selama proses penulisan Tugas Akhir ini.
7. Semua pihak yang telah membantu dukungan baik berupa dukungan semangat dan doa yang tidak dapat disebutkan satu per satu.

Penulis menyadari bahwa Tugas Akhir ini masih belum sempurna dan masih banyak kekurangan, kritik dan saran membangun sangat diharapkan oleh penulis. Semoga Tugas Akhir ini bermanfaat bagi siapapun yang membutuhkan. Akhir kata, semoga Allah SWT senantiasa melimpahkan rahmat dan hidayat-Nya kepada kita semua, Amin.

Wassalamu'alaikum wr wb.

Yogyakarta, Januari 2020

Penulis

DAFTAR ISI

DAFTAR TABEL

DAFTAR GAMBAR

DAFTAR LAMPIRAN

PERNYATAAN

Dengan ini saya menyatakan bahwa dalam Tugas Akhir ini tidak ada karya yang sebelumnya pernah diajukan untuk memperoleh gelar sarjana di perguruan tinggi manapun dan sepanjang pengetahuan saya juga tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis orang lain, kecuali yang menjadi acuan dalam Tugas Akhir ini dalam daftar pustaka.

Yogyakarta, 3 Juni 2020

METERAI TEMPEL
75E41AHF377121528
6000
ENAM RIBU RUPIAH

Penulis

ESTIMASI CADANGAN KLAIM *INCURRED BUT NOT REPORTED* (IBNR) MENGGUNAKAN METODE *GENERALIZED LINEAR MODEL* DAN *BOOTSTRAP*

(Studi Kasus : Data *Worker's Compensation* Tahun 2009-2017)

Rhesa Mahardhika
Program Studi Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Islam Indonesia

INTISARI

Cadangan klaim dalam dunia asuransi sangatlah penting. Perusahaan asuransi harus mengestimasikan besarnya klaim yang harus disiapkan supaya perusahaan tersebut dapat memenuhi klaim dari nasabah apabila sewaktu-waktu klaim tersebut dilaporkan. Menurut Taylor, McGuire, dan Greenfield, metode statistik yang paling populer dalam memprediksi cadangan klaim adalah metode *Chain Ladder* yang digunakan dalam *run-off triangle*, namun kekurangan dari metode *Chain Ladder* adalah metode ini merupakan metode deterministik sehingga tidak dapat dicari *error* dari hasil estimasi cadangan klaimnya. Penelitian ini menggunakan dua metode stokastik yatu metode *Generalized Linear Model* dan *Bootstrap*. Keunggulan dari metode stokastik adalah dapat memberikan ukuran kesalahan prediksi (*error*) dan interval selang kepercayaan dari cadngan klaim. Penelitian ini menjelaskan bagaimana mengestimasi cadangan klaim menggunakan metode *Generalized Linear Model* dan *Bootstrap* kemudian membandingkan keduanya manakah yang memberikan nilai *error* lebih kecil. Studi kasus yang digunakan dalam penelitian ini adalah data klaim IBNR (*Incurred But Not Reported*) periode 2009-2017 pada *National Association of Insurance Commisioners*. Estimasi menggunakan metode *Generalized Linear Model* menghasilkan interval selang kepercayaan antara USD 109.101.648 dan USD 109.107.170 dengan nilai error sebesar 0.733% sedangkan metode *Bootstrap* menghasilkan interval selang kepercayaan antara USD 72.637.750 dan USD 72.642.074 dengan nilai *error* sebesar 0.863%. Perusahaan asuransi dapat menggunakan metode *Generalized Linear Model* yang menghasilkan nilai *error* lebih kecil sebagai metode untuk mengestimasi cadangan klaim.

Kata Kunci : *Cadangan Klaim, Generalized Linear Model, Bootstrap*

ESTIMATION OF INCURRED BUT NOT REPORTED (IBNR) CLAIM RESERVES USING THE GENERALIZED LINEAR MODEL AND BOOTSTRAP METHOD

(Case Study : Data Worker's Compensation for 2009-2017)

Rhesa Mahardhika

Department of Statistics Faculty of Mathematics and Natural Science

Islamic University of Indonesia

ABSTRACT

Claim reserves in the insurance world is very important. The insurance company must estimate the amount of claims that must be prepared so that the company can pay claims from customers if at any time the claim is reported. According to Taylor, McGuire, and Greenfield, the most popular statistical method in predicting claim reserves is the Chain Ladder method used in the run-off triangle, but the weakness of the Chain Ladder method is this method is a deterministic method so that errors cannot be found from the estimated reserve result it claim. This study uses two stochastic methods, the Generalized Linear Model and Bootstrap methods. The advantage of the stochastic method is it can provide a measure of the prediction error (error) and the confidence intervals of the claims. This study explains how to estimate claims reserves using the Generalized Linear Model and Bootstrap method and then compare the two which give smaller error values. The case study used in this study is the IBNR (Incurred But Not Reported) claim data for 2009-2017 period at the National Association of Insurance Commissioners. Estimation using the Generalized Linear Model method produces a confidence interval between USD 109,101,648 and USD 109,107,170 with an error value of 0.733% while the Bootstrap method produce a confidence interval between USD 72,637,750 and USD 72,642,074 with an error value of 0.863%. Insurance companies can use the Generalized Linear Model method which produces a smaller error values as a method for estimating claims reserves.

Keywords : *Claim reserves, Generalized Linear Model, Bootstrap*

BAB I
PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Perkembangan Industri Asuransi di Indonesia bisa dikatakan menarik, terhitung dari tahun 2006 hingga tahun 2019 jumlah perusahaan asuransi, baik itu asuransi jiwa maupun asuransi umum mengalami penurunan. Menurut data Statistik Perasuransian Indonesia yang diterbitkan oleh Otoritas Jasa Keungan, mulai dari tahun 2006 hingga tahun 2015 jumlah perusahaan asuransi jiwa dan asuransi umum mengalami penurunan dari angka 148 (total jumlah perusahaan asuransi jiwa dan asuransi umum) hingga 126 dan terus menurun sedikit demi sedikit tiap tahunnya. Data jumlah perusahaan asuransi ini berbanding terbalik dengan jumlah premi bruto dan jumlah klaim bruto, terhitung dari tahun 2006 hingga tahun 2019 jumlah premi bruto mengalami peningkatan yang justru sangat signifikan, dimulai dari tahun 2006 jumlah premi bruto yaitu sebesar Rp 52,42 triliun terus meningkat hingga tahun 2019 yaitu sebesar Rp 958,557 triliun per September 2019, sedangkan untuk jumlah klaim bruto tahun 2006 menunjukkan angka Rp 37.6 triliun terus meningkat hingga tahun 2019 sebesar Rp 731,543 triliun per September 2019. Berdasarkan data tersebut walaupun perusahaan asuransi di Indonesia mengalami penurunan dari segi jumlah perusahaan, namun dari segi jumlah premi dan jumlah klaim justru mengalami peningkatan atau dapat dikatakan bahwa rata-rata kesadaran penduduk di Indonesia untuk membayar premi asuransi masih tinggi.

Banyaknya jumlah perusahaan asuransi di Indonesia yang berbanding terbalik dengan jumlah premi bruto dan jumlah klaim bruto dapat menjadi pembahasan tersendiri bagi perusahaan asuransi. Perlu diketahui bahwa masing-masing perusahaan asuransi di Indonesia juga mengasuransikan perusahaannya untuk persiapan kemungkinan terburuk, biasanya suatu perusahaan asuransi akan mengasuransikan perusahaannya kepada anak perusahaannya sendiri, namun tidak sedikit sebuah perusahaan asuransi yang tidak memiliki anak perusahaan, sehingga perusahaan tersebut harus mengasuransikan perusahaannya kepada perusahaan asuransi lain atau bank, apabila sesuai dengan data dari Otoritas Jasa Keuangan yang menunjukkan bahwa jumlah perusahaan asuransi di Indonesia menurun tiap tahunnya, maka perusahaan asuransi harus memperkirakan dengan baik jumlah cadangan atau jumlah simpanan dana yang harus disiapkan apabila sewaktu-waktu dana tersebut dipakai untuk membayar klaim kepada nasabah asuransi.

Menurut Undang-Undang Nomor 40 Tahun 2014 tentang Perasuransian dalam Bab I Ketentuan Umum pasal 1, pengertian Asuransi adalah perjanjian antara dua pihak, yaitu perusahaan asuransi dan pemegang polis yang menjadi dasar bagi penerimaan premi oleh perusahaan asuransi sebagai imbalan untuk :

a. Memberikan penggantian kepada tertanggung atau pemegang polis karena kerugian, kerusakan, biaya yang timbul, kehilangan keuntungan, atau tanggung jawab hukum kepada pihak ketiga yang mungkin diderita tertanggung atau pemegang polis karena terjadinya suatu peristiwa yang tidak pasti; atau
b. Memberikan pembayaran yang didasarkan pada meninggalnya tertanggung atau pembayaran yang didasarkan pada hidupnya tertanggung dengan manfaat yang besarnya telah ditetapkan dan/atau didasarkan pada hasil pengelolaan dana.

Menurut pasal 225 KUHD, perjanjian asuransi harus dibuat secara tertulis dalam bentuk akta yang disebut polis yang memuat kesepakatan, syarat-syarat khusus dan janji-janji khusus yang menjadi dasar pemenuhan hak dan kewajiban para pihak (penanggung dan tertanggung) dalam mencapai tujuan asuransi. Dengan demikian, polis merupakan alat bukti tertulis tentang telah terjadinya perjanjian asuransi antara tertanggung (pemegang polis) dan penanggung (perusahaan asuransi).

Datangnya musibah yang tidak dapat diprediksi kapannya membuat perusahaan asuransi harus menyiapkan dana jika sewaktu-waktu pihak tertanggung meminta klaim kepada pihak asuransi, dana tersebut ini disebut cadangan klaim. Cadangan klaim adalah sejumlah uang yang disiapkan oleh perusahaan asuransi untuk memenuhi pembayaran di masa mendatang terkait dengan klaim yang sudah terjadi namun belum dibayarkan atau diselesaikan pada saat tanggal tertentu (Maher, 1992). Pembayaran klaim dilakukan oleh perusahaan asuransi setelah klaim dilaporkan oleh pihak tertanggung, namun tidak sedikit dari kasus yang terjadi proses pembayaran klaim ini memerlukan waktu yang tidak sebentar. Lamanya proses pembayaran klaim ini juga menyebabkan beberapa dari pihak tertanggung menunda laporan ke pihak asuransi walaupun risiko sudah terjadi. Hal ini yang menyebabkan adanya istilah *Incurred But Not Reported* (IBNR) dan *Reported But Not Settled* (RBNS). *Incurred But Not Reported* (IBNR) adalah peristiwa yang telah terjadi tetapi belum dilaporkan ke perusahaan asuransi, sedangkan *Reported But Not Settled* (RBNS) yaitu peristiwa yang telah dilaporkan namun pembayarannya belum terselesaikan (Hossack, Pollar, & Zenwirth, 1999).

Apabila data klaim tersebut disusun berdasarkan waktu kejadian sebagai kolom dan waktu penundaan sebagai baris, maka terbentuklah sebuah sebaran data segitiga atas yang disebut dengan matriks data *run-off triangle*. *Run-off triangle* ini berisi informasi data *incremental* dari cadangan klaim tersebut, data *increment* tadi dapat dihitung bentuk kumulatifnya yang nantinya menjadi bahan utama para aktuaris untuk menghitung cadangan klaim, dengan begitu lahirlah beberapa metode untuk menghitung *claim reserves* seperti *Chain Ladder* (CL), *Generalized Linear Model* (GLM), Bootstrap, dll.

Metode *Chain Ladder* (CL) adalah salah satu metode menghitung estimasi cadangan klaim yang banyak digunakan dalam praktiknya karena kesederhanaan dan hasil yang bagus, metode ini mengasumsikan bahwa peningkatan kumulatif klaim dari satu pertambahan tahun kepada rata-rata tindakan lain seperti kecelakaan yang terjadi pada tahun sebelumnya (Heberle & Thomas, 2013). Metode *Chain Ladder* (CL) ini merupakan metode yang paling sering digunakan dalam mencari nilai cadangan klaim karena yang paling mudah dan sederhana, namun kekurangan dari metode *Chain Ladder* (CL) adalah metode ini merupakan metode deterministik sehingga tidak dapat dicari nilai keakuratannya dengan *prediction error* sehingga muncul metode stokastik seperti *Generalized Linear Model* (GLM) dan *Bootstrap*.

Penggunaan metode *Generalized Linear Model* (GLM) dalam ilmu aktuaria berkembang dengan baik dan diterima secara luas, kerangka GLM tidak hanya memungkinkan fleksibilitas dalam pemilihan parameter dan model, dalam beberapa kasus seperti metode CL, GLM dapat menutupi kekurangan metode deterministik untuk perkiraan nilai cadangan klaim (Alai & Wutchrich, 2009). Syarat yang harus dipenuhi dalam metode GLM ini adalah nilai variansi harus lebih besar daripada *mean*. Metode GLM tidak memerlukan adanya asumsi normalitas pada nilai *error* dan nilai variansi yang harus konstan (homoskedastisitas), sehingga metode GLM ini dapat mengikuti asumsi nilai *error* semua distribusi yang termasuk dalam distribusi keluarga ekponensial (distribusi normal, distribusi lognormal, distribusi *Gamma*, distribusi *Weibull*, dan distribusi *Pareto*). Selain itu keunggulan metode GLM ini adalah merupakan metode stokastik sehingga dapat dicari nilai keakuratannya untuk prediksi cadangan klaim. menggunakan nilai *prediction error*.

Teknik *Bootstrap* adalah metode resampling tertentu yang digunakan untuk memperkirakan secara konsisten variabilitas parameter. Metode resampling menggantikan deduksi teoritis dalam analisis statistik dengan berulang kali resampling data asli dan membuat kesimpulan dari sampel (Pinheiro, Andrade Silva, Centeno, 2003). Pada intinya metode *bootstrap* ini adalah melakukan *resampling* data dengan pengembalian sehingga menghasilkan *Bootstrap Empirical Distribution* (Distribusi Empiris Bootstrap) untuk mengestimasi nilai parameter. Metode *Bootstrap* yang digunakan dalam mengestimasi parameter cadangan klaim adalah metode *bootstrap* residual yang mana akan me-resampling residual dimana semakin kecil residualnya maka estimasi dari parameternya semakin tidak bias (Pinheiro, Andrade Silva, Centeno, 2003)

Metode *bootstrap* dapat menunjukkan bagaimana tingkat fluktuasi dari estimator sehingga dapat menginterpretasikan seberapa akurat penduga dalam mengestimasi parameter. Sama halnya dengan metode GLM, metode *bootstrap* juga merupakan metode stokastik yang artinya dapat dicari nilai keakuratannya dengan *output prediction error*.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang ada, maka permasalahan yang bisa diambil dalam Tugas Akhir ini adalah :

1. Bagaimana penerapan dan hasil metode *Generalized Linear Model* (GLM) dalam mengestimasi nilai cadangan klaim *Incurred But Not Reported* (IBNR)?
2. Bagaimana penerapan dan hasil metode *Bootstrap* dalam mengestimasi nilai cadangan klaim *Incurred But Not Reported* (IBNR)?
3. Bagaimana hasil perbandingan antara metode *Generalized Linear Model* (GLM) dan *Bootstrap* dalam mengestimasi nilai cadangan klaim *Incurred But Not Reported* (IBNR)?

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah dalam Tugas Akhir ini adalah :

1. Data yang digunakan dalam Tugas Akhir ini adalah data sekunder dari laporan *National Association of Insurance Commisioners* (NAIC) yang berjudul *Statistical Compilation of Annual Statement Information for Property/Casualty Insurance Companies in 2017*
2. Data yang diolah sudah dalam bentuk *run-off triangle* data *incremental* diambil dari laporan NAIC tersebut pada bagian *Combined Property/Casualty Insurance Industry, Schedule*-P *part* 5D *Worker's Compensation* (*Section* 1).
3. Jenis cadangan klaim dari data tersebut merupakan cadangan klaim IBNR (*Incurred But Not Reported*) yaitu kondisi dimana risiko sudah terjadi, namun belum dilaporkan pihak tertanggung kepada pihak asuransi.

4. Metode yang digunakan dalam Tugas Akhir ini adalah metode *Generalized Linear Model* (GLM) dan metode *Bootstrap*.
5. Pengolahan data menggunakan bantuan *software* R dan *Microsoft Excel*.

1.4 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang telah dituliskan sebelumnya, maka tujuan dari penelitian ini adalah :

1. Mengetahui bagaimana penerapan dan hasil metode *Generalized Linear Model* (GLM) dalam mengestimasi nilai cadangan klaim *Incurred But Not Reported* (IBNR).
2. Mengetahui bagaimana penerapan dan hasil metode *Bootstrap* dalam mengestimasi nilai cadangan klaim *Incurred But Not Reported* (IBNR).
3. Mengetahui perbandingan hasil dari estimasi nilai cadangan klaim *Incurred But Not Reported* (IBNR) menggunakan metode *Generalized Linear Model* (GLM) dengan metode *Bootstrap*.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat yang diharapkan dari penulisan Tugas Akhir ini adalah :

1. Menambah wawasan tentang metode stokastik dalam pencarian nilai estimasi cadangan klaim IBNR dan tidak hanya menggunakan metode deterministik saja.
2. Membantu alternatif metode lain bagi perusahaan asuransi dalam mencari nilai estimasi cadangan klaim IBNR.
3. Perusahaan asuransi dapat mengambil beberapa kebijakan untuk menyiapkan cadangan klaim setelah mengetahui estimasi nilai cadangan klaim dengan menggunakan beberapa pilihan metode yang ada.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

Penyusunan Tugas Akhir ini memerlukan beberapa penilitan sebelumnya sebagai guna mengetahui ada atau tidaknya plagiasi serta kekurangan dan kelebihan dari penulisan Tugas Akhir ini. Hal ini penting dilakukan untuk mengetahui arti pentingnya penulisan yang dilakukan terhadap dunia ilmu pengetahuan.

Penelitian tentang memprediksi nilai cadangan klaim IBNR (*Incurred But Not Reported*) sudah banyak dilakukan sedari dulu, penelitian dengan judul "*Generalized Linear Model*" (Nelder & Wedderburn, 1972) metode *Generalized Linear Model* (GLM) digunakan untuk mengatasi kekurangan yang tidak dapat diatasi oleh metode deterministik biasa. Metode *Generalized Linear Model* (GLM) memiliki kelebihan yaitu dapat diketahui keakuratannya dengan nilai *prediction error* dan selang interval sehingga perusahaan asuransi dapat mengambil kebijakan berdasarkan batas bawah dari selang interval total cadangan klaim tersebut, dalam hal ini metode *Generalized Linear Model* (GLM) lebih dianjurkan untuk digunakan dalam mengestimasi nilai total cadangan klaim *Incurred But Not Reported* (IBNR).

(Wright, 1990) dengan penelitiannya yang berjudul "*A Stochastic Method For Claims Reserving In General Insurance*" menjelaskan penggunaan metode stokastik dalam perhitungan nilai estimasi cadangan klaim. Metode stokastik memiliki kelebihan dibandingkan dengan metode deterministik yang mana metode stokastik dapat memberikan nilai bias dengan *Root Mean Square Error*. Nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) akan menunjukkan seberapa baik nilai estimasi cadangan klaim yang harus disiapkan oleh perusahaan asuransi.

(Lee & Nelder, 1996) dengan penelitian yang berjudul "*Hierarchical Generalized Linear Model*". Perhitungan nilai cadangan klaim menggunakan metode *Hierarchical Generalized Linear Model* dapat mengatasi *error* yang tidak dapat dilakukan oleh *Generalized Linear Model* (GLM). Metode ini tidak dibatasi oleh data yang berdistribusi normal, distribusi yang bisa diatasi oleh metode *Hierarchical Generalized Linear Model* (GLM) lebih luas dibandingkan dengan *Generalized Linear Model* (GLM) biasa sehingga nilai *prediction error* yang dihasilkan lebih kecil dibandingkan metode *Generalized Linear Model* (GLM).

Penelitian dengan dengan judul "*Bootstrap Methodology in Claim Reserving*" (Pinheiro, Andrade e Silva, & Centeno, 2003) mengenalkan metode *bootstrap* untuk mengestimasi nilai cadangan klaim. Konsep awal *bootstrap* adalah me-*resampling* data dengan pengembalian sampai n-kali sehingga diperoleh parameter terbaik. Jumlah iterasi *re-sampling* tidak terbatas sampai dihasilkan statistik yang dekat dengan parameter, kelebihan dari metode *bootstrap* adalah peneliti dapat melakukan berulang kali iterasi sehingga dihasilkan nilai *error* yang paling kecil.

(Quarg & Mack, 2004) melakukan penelitian dengan judul "*Munich Chain Ladder*". Metode *Munich Chain Ladder* dapat mengurangi *gap* antara proyeksi IBNR berdasarkan kerugian yang dibayarkan dan kerugian yang terjadi dengan memprediksi pembayaran klaim di masa yang akan datang.

(Kremer, 1982) dengan penelitian berjudul "*IBNR Claims and the Two-way Model of Anova*" mengubah metode multiplikatif menjadi Anova dua arah dalam mengestimasi nilai cadangan klaim *Incurred But Not Reported* (IBNR). Metode ini terbukti menghasilkan nilai keakuratan yang dekat dengan metode *Chain Ladder* (CL).

Penelitian dengan judul "*A Non-Parametric Method for Incurred But Not Reported Claim Reserve Estimation*" oleh (Lopes, Barcellos, Kubrusly, & Fernandes, 2012) memperkenalkan model non-parametrik untuk mengestimasi nilai cadangan klaim *Incurred But Not Reported* (IBNR) dengan metode *Kernel* dan regresi *Gaussian*. Penelitian ini menghasilkan nilai estimasi cadangan klaim yang optimal dan akurat jika dibandingkan dengan metode *Chain Ladder* (CL).

Penelitian dengan judul "*Combining Chain-Ladder Claims Reserving with Fuzzy Number*" (Heberle & Thomas, 2013) mengombinasikan *Chain Ladder* dengan bilangan *fuzzy* sehingga diperoleh estimator baru untuk prediktor cadangan klaim, dengan menggunakan bilangan *fuzzy* ini ketidakpastian model dapat diantisipasi walaupun *fuzzy Chain Ladder* memberikan estimasi nilai cadangan klaim yang tidak begitu jauh dengan metode *Chain Ladder* (CL).

Penelitan dengan judul "*A Bayesian Generalized Linear Model for the Bornhuetter-Ferguson Method of Claims Reserving*" oleh (Verral, 2004). Metode *Bornhuetter-Ferguson* menggunakan beberapa parameter yang digunakan untuk mengukur peningkatan proporsi kerugian kumulatif pada setiap tahun penundaan dan kerugian utama yang harus dibayarkan pada setia tahun kejadiannya. Hasil estimasi nilai cadangan klaim menggunakan metode *Bornhuetter-Ferguson* ini menghasilkan nilai total cadangan klaim yang lebih besar dibanding metode *Chain Ladder* (CL).

(Rahmawati, Darti, & Marjono, 2019) melakukan penelitian dengan judul "Pencadangan Klaim IBNR dengan Pendekatan Distribusi Keluarga *Tweedie* pada *Generalized Linear Model*". Penelitian ini menjelaskan penerapan *Generalized Linear Model* dengan pendekatan distribusi *Tweedie* yang mana distrbusi *Tweedie* merupakan sub-keluarga dari *Exponential Dispersion Family* (EDF). *Exponential Dispersion Family* (EDF) sangat sesuai dengan sebaran data cadangan klaim IBNR. Konsep *Generalized Linear Model* (GLM) menutupi kekurangan dari metode regresi linear, dalam penerapan regresi linear harus ada beberapa asumsi yang harus terpenuhi yaitu *error* berdistribusi normal dan variansi yang homoskedastisitas, pada realitanya asumsi ini sulit untuk dipenuhi, *Generalized Linear Model* (GLM) hadir dengan tidak memerlukan asumsi tersebut. Metode GLM ini juga merupakan metode stokastik sehingga dapat dicari nilai keakuratannya menggunakan nilai *prediction error*.

Rangkuman tentang penelitian terhadulu disajikan dalam **Tabel 2.1** yang akan menjadi acuan dalam penulisan ini.

Tabel 2.1 Rangkuman Penelitian Terdahulu

No.	Nama (Tahun)	Metode yang Digunakan	Judul Penelitian	Hasil Penelitian
1.	(Nelder & Wedderburn, 1972)	*Generalized Linear Model* (GLM)	*Generalized Linear Model*	*Generalized Linear Model* (GLM) memiliki kelebihan yaitu dapat diketahui keakuratannya dengan nilai *prediction error* dan *confident interval*.
2.	(Wright, 1990)	*Stochastic Method*	*A Stochastic Method For Claims Reserving In General Insurance*	Metode stokastik memiliki kelebihan dibandingkan dengan metode deterministik yaitu dapat memberikan nilai bias dengan *Root Mean Square Error*
3.	(Lee & Nelder, 1996)	*Hierarchical Generalized Linear Model*	*Hierarchical Generalized Linear Model*	*Hierarchical Generalized Linear Model*

No.	Nama (Tahun)	Metode yang Digunakan	Judul Penelitian	Hasil Penelitian
				dapat mengatasi *error* yang tidak dapat dilakukan oleh *Generalized Linear Model* (GLM)
4.	(Pinheiro, Andrade e Silva, & Centeno, 2003)	*Bootstrap*	*Bootstrap Methodology in Claim Reserving*	Kelebihan dari metode *bootstrap* adalah peneliti dapat melakukan berulang kali iterasi *re-sampling* sehingga dihasilkan nilai *error* yang paling kecil.
5.	(Quarg & Mack, 2004)	*Munich Chain Ladder*	*Munich Chain Ladder*	*Munich Chain Ladder* dapat mengurangi *gap* antara proyeksi IBNR berdasarkan

No.	Nama (Tahun)	Metode yang Digunakan	Judul Penelitian	Hasil Penelitian
				kerugian yang dibayarkan dan kerugian yang terjadi dengan memprediksi pembayaran klaim di masa yang akan datang
6.	(Kremer, 1982)	*Two-way Anova*	*IBNR Claims and the Two-way Model of Anova*	Metode *two way Anova* terbukti menghasilkan nilai keakuratan yang dekat dengan metode *Chain Ladder* (CL).
7.	(Lopes, Barcellos, Kubrusly, & Fernandes, 2012)	*Non-Parametric Method*	*A Non-Parametric Method for Incurred But Not Reported Claim*	Penelitian ini menghasilkan nilai estimasi cadangan klaim yang optimal dan akurat jika dibandingkan

No.	Nama (Tahun)	Metode yang Digunakan	Judul Penelitian	Hasil Penelitian
			Reserve Estimation	dengan metode *Chain Ladder* (CL).
8.	(Heberle & Thomas, 2013)	*Fuzzy Chain Ladder*	*Combining Chain-Ladder Claims Reserving with Fuzzy Number*	*Fuzzy Chain Ladder* memberikan estimasi nilai cadangan klaim yang tidak begitu jauh dengan metode *Chain Ladder* (CL)
9.	(Verral, 2004)	*Bornhuetter-Ferguson*	*A Bayesian Generalized Linear Model for the Bornhuetter-Ferguson Method of Claims Reserving*	Hasil estimasi nilai cadangan klaim menggunakan metode *Bornhuetter-Ferguson* ini menghasilkan nilai total cadangan klaim yang lebih besar dibanding

No.	Nama (Tahun)	Metode yang Digunakan	Judul Penelitian	Hasil Penelitian
				metode *Chain Ladder* (CL)
10.	(Rahmawati, Darti, & Marjono, 2019)	Pendekatan Distribusi Keluarga *Tweedie* pada *Generalized Linear Model*	Pencadangan Klaim IBNR dengan Pendekatan Distribusi Keluarga *Tweedie* pada *Generalized Linear Model*	Penerapan *Generalized Linear Model* dengan pendekatan distribusi *Tweedie* yang mana distrbusi *Tweedie* merupakan sub-keluarga dari *Exponential Dispersion Family* (EDF). *Exponential Dispersion Family* (EDF) sangat sesuai dengan sebaran data cadangan klaim IBNR

Berdasarkan hasil rangkuman dari **Tabel 2.1** peneliti telah mengaji ulang beberapa penelitian terdahulu, khususnya metode *Generalized Linear Model* (GLM) dan metode *Bootstrap*. Penelitian kali ini berbeda dari penelitian sebelumnya dari segi studi kasus, ditambah lagi dalam dunia perasuransian, metode yang sama mungkin tidak menghasilkan kesimpulan yang sama apabila datanya berbeda, sangat besar kemungkinannya apabila suatu metode lebih baik apabila diterapkan pada suatu data, namun tidak lebih baik apabila diterapkan pada data yang lain. Maka dari itu peneliti menggunakan data yang berbeda dari penelitian sebelumnya untuk menguji metode mana yang lebih baik digunakan. Penelitian kali ini akan menggunakan *software* R dan *Microsoft Excel* sebagai alat bantu hitungnya.

BAB III
LANDASAN TEORI

3.1 Pengertian Asuransi

Pengertian asuransi di Indonesia sudah banyak diatur dalam beberapa peraturan perundang-undangan seperti contohnya pada Undang-Undang No. 2 Tahun 1992 tentang Usaha Perasuransian. Pengertian asuransi adalah perjanjian antara dua pihak atau lebih, dengan mana pihak penanggung mengikatkan diri kepada tertanggung, dengan menerima premi asuransi, untuk memberikan penggantian kepada tertanggung karena kerugian, kerusakan atau kehilangan keuntungan yang diharapkan atau tanggung jawab hukum pihak ketiga yang mungkin akan diderita tertanggung yang timbul dari suatu peristiwa yang tidak pasti, atau memberikan suatu pembayaran yang didasarkan atas meninggal atau hidupnya seseorang yang dipertanggungkan.

Menurut Undang-Undang Nomor 40 Tahun 2014 tentang Perasuransian dalam Bab I Ketentuan Umum pasal 1, pengertian Asuransi adalah perjanjian antara dua pihak, yaitu perusahaan asuransi dan pemegang polis yang menjadi dasar bagi penerimaan premi oleh perusahaan asuransi sebagai imbalan untuk :

a. Memberikan penggantian kepada tertanggung atau pemegang polis karena kerugian, kerusakan, biata yang timbul, kehilangan keuntungan, atau tanggung jawab hukum kepada pihak ketiga yang mungkin diderita tertanggung atau pemegang polis karena terjadinya suatu peristiwa yang tidak pasti; atau
b. Memberikan pembayaran yang didasarkan pada meninggalnya tertanggung atau pembayaran yang didasarkan pada hidupnya tertanggung dengan manfaat yang besarnya telah ditetapkan dan/atau didasarkan pada hasil pengelolaan dana.

Pengertian asuransi juga diatur dalam Kitab Undang-Undang Hukum Dagang (KUHD), menurut pasal 246 KUHD, asuransi adalah suatu perjanjian dengan mana seorang penanggung mengikatkan diri pada tertanggung dengan menerima suatu premi untuk memberikan penggantian kepadanya karena suatu kerugian, kerusakan atau kehilangan keuntungan yang diharapkan yang mungkin akan dideritanya karena suatu peristiwa yang tak tertentu.

Para ahli juga memberikan pernyataan mereka tentang pengertian asuransi menurut pandangannya masing-masing, diantaranya (Prodjodikoro, 1987) mengartikan asuransi sebagai sebuah persetujuan yang dilakukan, dimana pihak yang menjamin berjanji kepada yang dijamin untuk memberikan sejumlah uang pengganti kerugian yang mungkin dialami oleh pihak yang dijamin karena suatu peristiwa yang belum jelas.

(Mehr & Cammack , 2009) memberikan pernyataan mereka tentang asuransi adalah sebuah alat yang digunakan untuk mengurangi risiko keuangan dengan cara sebuah pengumpulan unit-unit eksposur dalam jumlah yang memadai agar kerugian individu bisa diperkirakan, selanjutnya kerugian yang bisa diramalkan tersebut dipiluk merata oleh pihak yang tergabung.

Sedangkan menurut (Williams Jr , 1971) pengertian asuransi adalah alat yang dimana risiko dua orang atau lebih dari dua atau perusahaan-perusahaan yang diigabungkan melalui kontribusi premi yang pasti atau pun yang ditentukan sebagai dana yang dipakai guna membayar klaim.

Dari beberapa pengertian asuransi di atas peneliti dapat menyimpulkan bahwa pengertian asuransi adalah perjanjian antara pihak tertanggung dan pihak penanggung dimana pihak penanggung akan membayarkan sejumlah kerugian yang dialami oleh pihak tertanggung dengan sebelumnya pihak tertanggung terlebih dahulu membayarkan sebuah premi kepada pihak penanggung sebagai sarana pengalihan risiko.

3.2 Pengertian Polis Asuransi, Pemegang Polis, Premi, dan Klaim

Menurut pasal 225 KUHD pengertian polis asuransi adalah akta yang yang memuat kesepakatan, syarat-syarat khusus dan janji-janji khusus yang menjadi dasar pemenuhan hak dan kewajiban pihak penganggung dan tertanggung dalam mencapai tujuan asuransi.

Pemegang polis adalah pihak yang mengikatkan diri berdasarkan perjanjian dengan perusahaan asuransi, perusahaan asuransi syariah, perusahaan reasuransi, atau perusahaan reasuransi syariah untuk mendapatkan perlindungan atau pengelolaan atas risiko bagi dirinya, tertanggung, atau peserta lain (UU No. 40 tahun 2014 tentang Perasuransian).

Undang-Undang No. 40 tahun 2014 tentang Perasuransian menjelaskan pengertian premi adalah sejumlah uang yang ditetapkan oleh perusahaan asuransi atau perusahaan reasuransi dan disetujui oleh pemegang polis untuk dibayarkan berdasarkan perjanjian asuransi atau perjanjian reasuransi, atau sejumlah uang yang ditetapkan berdasarkan ketentuan peraturan perundang-undangan yang mendasari program asuransi wajib untuk memperoleh manfaat.

Sedangkan klaim dijelaskan di KUHD pasal 246 adalah tuntunan dari pihak tertanggung sehubungan dengan adanya kontrak perjanjian antara asuransi dengan pihak tertanggung yang masing-masing pihak mengikatkan diri untuk menjamin pembayaran ganti rugi oleh penanggung jika pembayaran premi asuransi telah dilakukan oleh pihak tertanggung, ketika terjadi musibah yang diderita oleh pihak tertanggung.

3.3 Pengertian Cadangan Klaim

Cadangan klaim merupakan sejumlah dana yang harus disiapkan oleh perusahaan asuransi guna menutupi kekurangan jumlah klaim yang akan dilaporkan oleh pemegang polis pada saat kerugian telah dilaporkan. Pada kenyataannya, laporan yang diterima oleh perusahaan asuransi tidak dapat segera dibayarkan klaimnya dikarenakan proses melalui jalur hukum yang memakan cukup waktu, kondisi tersebut dinamakan *Reported But Not Settled* (RBNS). Kondisi lain adalah dimana kerugian sudah terjadi namun belum dilaporkan oleh pihak tertanggung, kondisi ini disebut *Incurred But Not Reported* (IBNR) (England,, Verrall, & Mario V, 2012). Klaim IBNR lebih mudah untuk diestimasikan nilai cadangan klaimnya sehingga perusahaan asuransi menggunakan acuan klaim IBNR ini untuk mengestimasi berapa jumlah dana yang harus disiapkan untuk menutupi jumlah klaim yang nantinya akan dilaporkan oleh pemegang polis (Kremer, 1982), sehingga muncullah beberapa metode seperti *Chain Ladder* (CL), *Generalized Linear Model* (GLM), *Munich Chain Ladder*, dll. Penelitian kali ini berfokus juga pada menentukkan nilai cadangan klaim IBNR.

3.4 Pengertian *Run off Triangle*

Apabila data klaim disusun berdasarkan waktu terjadinya kerugian sebagai baris dan waktu penundaan sebagai kolom, akan terbentuk matriks segitiga atas yang disebut dengan *run off triangle*. Data *run off triangle* ini berisi informasi mengenai data *incremental* yang nantinya dapat disajikan dalam bentuk lain yaitu data *run off triangle cumulative* sebagai dasar metode perhitungan nilai estimasi cadangan klaim seperti *Chain Ladder* (CL).

Tabel 3.1 *Run off Triangle Incremental*

$I_{i,j}$	Tahun Penundaan (j)								
Tahun Kejadian (i)	1	2	3	4	…	j	…	$n-1$	n
1	$I_{1,1}$	$I_{1,2}$	$I_{1,3}$	$I_{1,4}$	…	$I_{1,j}$	…	$I_{1,n-1}$	$I_{1,n}$
2	$I_{2,1}$	$I_{2,2}$	$I_{2,3}$	$I_{2,4}$	…	$I_{2,j}$	…	$I_{2,n-1}$	
…	…	…	…	…	…	…	…		
I	$I_{i,1}$	$I_{i,2}$	$I_{i,3}$	$I_{i,4}$	…	$I_{i,j}$			
...	…	…	…	…	…				
$N-1$	$I_{N-1,1}$	$I_{N-1,2}$							
N	$I_{N,1}$								

Berdasarkan **Tabel 3.1** *run off triangle* data *incremental* $C_{1,2}$ merupakan besaran klaim yang terjadi pada tahun pertama namun dibayarkan pada tahun penundaan kedua, artinya klaim baru dibayarkan satu tahun berikutnya setelah klaim terjadi. *Run off triangle* data *cumulative* dapat dibentuk melalui *run off triangle* data *incremental* dengan persamaan

$$C_{i,j} = \sum_{k=1}^{i} I_{i,k} \text{ dimana } 1 \leq i \leq n,\ 1 \leq j \leq n \tag{3.1}$$

$C_{i,j}$ adalah besar klaim *cumulative* yang terjadi pada tahun ke-i dan ditunda selama j tahun. (Friedland, 2010).

3.5 *Generalized Linear Model*

Untuk mengetahui ada tidaknya pengaruh variabel independen (variabel prediktor) terhadap variabel dependen (variabel respon) dikenal dengan menggunakan metode analisis regresi. Variabel independen atau variabel prediktor adalah variabel yang menjelaskan suatu objek, biasa dituliskan dengan variabel x, sedangkan variabel dependen atau variabel respon adalah variabel yang menjadi penjelas suatu objek, biasa dituliskan dengan variabel y. Analisis regresi mengasumsikan dimana *error* berdistribusi normal dan variansi yang homogen. Pada realitanya, asumsi ini susah dipenuhi sehingga (Nelder & Wedderburn, 1972) menciptakan suatu metode yaitu *Generalized Linear Model* (GLM). Metode GLM tidak memerlukan asumsi *error* berdistribusi normal namun bisa digunakan untuk *error* berdistribusi lain yang masih tergolong ke dalam distribusi keluarga eksponensial. Anggota keluarga distribusi eksponensial diantaranya adalah distribusi normal, lognormal, gamma, Weibull, pareto, dll. Metode GLM juga tidak memerlukan asumsi variansi yang homogen sehingga GLM hadir untuk menutupi kekurangan yang tidak dapat diselesaikan oleh metode regresi biasa.

3.6 Model *Over Dispersed Poisson*

Data cadangan klaim baik *incremental* maupun *cumulative* memiliki karakteristik yang unik yaitu nilai variansi yang lebih besar daripada nilai mean. Model *Over Dispersed Poisson* adalah perluasan dari metode *Generalized Linear Model* (GLM) dimana nilai variansi lebih besar daripada nilai mean, sehingga model *Over Dispersed Poisson* dapat digunakan untuk mengestimasi nilai cadangan klaim karena karakterisktik data klaim yang memiliki nilai variansi lebih besar daripada nilai meannya (England,, Verrall, & Mario V, 2012), ditambah lagi apabila nilai variansi mengikuti nilai mean maka metode GLM dengan model ODP ini sangan cocok digunakan. Distribusi *Over Dispersed Poisson* merupakan anggota dari distribusi *Tweedie*. Distribusi *Tweedie* sendiri merupakan anggota dari distribusi keluarga eksponensial, sehingga distribusi *Over Dispersed Poisson* (ODP) dapat dimodelkan ke dalam bentuk *Generalized Linear Model* (GLM).

3.7.1 Distribusi *Tweedie*

Distribusi *Tweedie* merupakan salah satu anggota distribusi keluarga eksponensial yang memiliki fungsi varian sebanding dengan μ^p dengan p adalah parameter tambahan (Anderson, 2007). Distribusi *Tweedie* memiliki fungsi kepadatan peluang.

$$f(x) = c(x,\theta)\exp\{x\frac{\mu^{1-p}}{1-p} + \frac{\mu^{2-p}}{2-p}\} \tag{3.7}$$

(Taylor & McGuire, 2016)

Berdasarkan persamaan (3.5) diperoleh persamaan distribusi *Over Dispersed Poisson* sebagai berikut

$$f_x(x|\theta) = c(x,\theta)\exp(\mu) \tag{3.8}$$

Dengan parameter $t(x) = \mu, w(\theta) = \mu, h(x) = c(x,\theta)$ dan $c(\theta) = c(x,\theta)$

3.7.2 *Maximum Likelihood Estimation*

Untuk mengestimasi nilai parameter dikenal metode yang sudah sering digunakan yaitu metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Seperti namanya, konsep dasar dari metode *Maximum Likelihood Estimation* memaksimalkan fungsi kepadatan peluang (*probability density function*) dari suatu distribusi sehingga diperoleh nilai estimasi parameternya. Suatu fungsi kepadatan peluang dikatakan maksimum apabila $f'(x) = 0$. Langkah-langkah untuk mengestimasi parameter menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) adalah sebagai berikut

1. Mengalikan fungsi kepadatan peluang dari suatu distribusi hingga *n* kali
   $L(x|\theta) = \prod_{i=1}^{n} f(x_i|\theta)$ sebagai fungsi $x_1, x_2, \dots, x_n$ (3.9)
2. Membentuk fungsi *log likelihood* dengan meng-lognaturalkan hasil perkalian pada langkah pertama
   $l = \ln(L(x|\theta)$ (3.10)
3. Mendiferensikan fungsi *log likelihood* kemudian menyamadengankan nol (0), turunan pertama terhadap parameter menghasilkan estimator parameter tersebut.
   $l' = 0$; tergantung parameter yang akan dicari (3.11)

(Myung, 2002)

Perhitungan metode *Generalized Linear Model* (GLM) dengan pendekatan model *Over Dispersed Poisson* erat kaitannya dengan penggunaan parameter $c, \alpha,$ dan β sehingga metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) nantinya akan digunakan untuk mengestimasi parameter dari metode *Generalized Linear Model* (GLM).

Berdasarkan persamaan (3.4) diperoleh bahwa total klaim yang harus dibayarkan oleh perusahaan asuransi adalah

$$Total = \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n-i+1} C_{i,j} \qquad (3.12)$$

Perlu diingat bahwa besar klaim yang harus dibayarkan oleh perusahaan asuransi merupakan model *Over Dispersed Poisson* (ODP) karena karakteristik nilai variansi yang lebih besar daripada nilai mean oleh karena itu $C_{i,j}$ merupakan distribusi ODP. Perhitungan estimasi nilai cadangan klaim menggunakan metode *Generalized Linear Model* (GLM) dengan model *Over Dispersed Poisson* (ODP) menggunakan *run-off triangle* data *incremental*, sehingga *run-off triangle* data *incremental* dapat langsung diinputkan ke dalam perhitungan estimasi cadangan klaim menggunakan metode *Generalized Linear Model* (GLM). Berdasarkan persamaan (3.6) diperoleh nilai ekspektasi dan variansi dari distribusi ODP adalah

$$E\left(I_{i,j}\right) = e^{c+\alpha_i+\beta_j} \tag{3.13}$$

$$Var\left(I_{i,j}\right) = \vartheta E(I_{i,j}) \tag{3.14}$$

(Hinde & Demetrio, 2007)

Persamaan (3.11) dan (3.12) sudah dikenalkan dengan parameter $c, \alpha,$ dan β dimana c adalah konstanta, α adalah parameter tahun kejadian ke-*w*, dan β adalah parameter tahun penundaan ke-*d*. Ketiga parameter ini yang akan menjadi modal utama dalam perhitungan metode GLM dengan pendekatan model ODP, parameter ini terlebih dahulu diestimasi menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) dengan penjelasan sebagai berikut

1. Mengalikan fungsi kepadatan peluang dari suatu distribusi hingga *n* kali

$$L\left(I_{i,j}\right) = \prod_{i=1}^{n}\prod_{j=1}^{n-i+1}\left(\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n-i+1} I_{i,j}\right) \tag{3.15}$$

2. Membentuk fungsi *log likelihood*

$$ln.L\left(I_{i,j}\right) = \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n-i+1}\left(\frac{I_{i,j}(c+\alpha_i+\beta_j)-e^{c+\alpha_i+\beta_j}}{\vartheta} + \ln(I_{i,j}!)\right) \tag{3.16}$$

3. Mendiferensi fungsi *log likelihood* terhadap parameter $c, \alpha,$ dan β kemudian disamadengankan nol (0)

$$\frac{d\{ln.L(I_{i,j})\}}{dc} = \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n-i+1}(\frac{I_{i,j}-e^{c+\alpha_i+\beta_j}}{\vartheta}) = 0 \quad (3.17)$$

$$\frac{d\{ln.L(I_{i,j})\}}{d\alpha_i} = \sum_{j=1}^{n-i+1}(\frac{I_{i,j}-e^{c+\alpha_i+\beta_j}}{\vartheta}) = 0 \quad (3.18)$$

$$\frac{d\{ln.L(I_{i,j})\}}{d\beta_j} = \sum_{i=1}^{n}(\frac{I_{i,j}-e^{c+\alpha_i+\beta_j}}{\vartheta}) = 0 \quad (3.19)$$

Dari persamaan tersebut diperoleh estimator untuk parameter $c, \alpha,$ dan β adalah sebagai berikut

$$c = \ln\{\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n-i+1}(\frac{I_{i,j}}{e^{\alpha_i+\beta_j}})\} \quad (3.20)$$

$$\alpha_i = \ln\{\sum_{j=1}^{n-i+1}\left(\frac{I_{i,j}}{e^{c+\beta_j}}\right)\} \text{ dimana } 2 \leq i \leq n \quad (3.21)$$

$$\beta_j = \ln\{\sum_{i=1}^{n}\left(\frac{I_{i,j}}{e^{c+\alpha_i}}\right)\} \text{ dimana } 2 \leq j \leq n \quad (3.22)$$

Parameter tersebut menjadi modal utama untuk menghitung cadangan klaim menggunakan metode GLM

Tabel 3.3 *Run off Data Kumulatif* (GLM)

Tahun Kejadian	Tahun Penundaan					
	C_1	C_2	C_3	...	C_{j-1}	C_j
C_1	$C_{1,1}$	$C_{1,2}$	$C_{1,3}$	...	$C_{1,j-1}$	$C_{1,j}$
C_2	$C_{2,1}$	$C_{2,2}$	$C_{2,3}$	...	$C_{2,j-1}$	$C_{2,j}$
...						
C_{i-1}						
C_i						

Dengan menggunakan metode GLM, $C_{2,j}$ diperoleh dengan persamaan

$$C_{2,j} = \exp(c + \alpha_2 + \beta_j) \quad (3.23)$$

(Nelder & Wedderburn, 1972)

3.7 *Bootstrap*

Konsep dasar *Bootstrap* adalah mere-sampling dengan pengembalian hingga *n* kali sehingga menghasilkan *bootstrap empirical distribution* (distribusi empiris bootstrap). Proses re-sampling ini memiliki tujuan untuk mengestimasi parameter. *Bottstrap* terbagi menjadi dua yaitu

1. *Bootstrap* berpasangan

   Bootstrap berpasangan mere-sampling langsung dari data pengamatan, hal ini dilakukan dengan maksud agar model *bootstrap* yang dihasilkan nantinya akan lebih *robust* terhadap *outlier*. Metode *bootstrap* berpasangan ini biasanya digunakan untuk permodelan regresi.

2. *Bootstrap residual*

   Bootstrap residual akan mere-sampling residual data, dimana semakin kecil residual yang dihasilkan, maka estimasor parameter menjadi semakin baik, seperti yang terlah dibahas sebelumnya pada subbab GLM, dalam perhitungan estimasi cadangan klaim sangat erat kaitannya dengan estimator parameter, sehingga metode *bootstrap residual* lebih cocok digunakan untuk mengetimasi nilai cadangan klaim. (Pinheiro, Andrade e Silva, & Centeno, 2003)

Perbandingan antara metode GLM dan metode *bootstrap* adalah jika di metode GLM baru bisa digunakan apabila ditribusi datanya mengikuti anggota keluarga distribusi eksponensial, maka pada metode *bootsrap* tetap dapat digunakan walaupun distribusi data belum diketahui dan ukuran sampel yang sangat kecil. *Bootstrapping* sangat bergantung pada proses komputasi mengingat proses re-sampling hingga *n* kali.

Asumsi yang harus dipenuhi dalam menggunakan metode *bootstrap* adalah jumlah periode tahun terjadinya klaim (tahun kejadian) sama dengan jumlah periode tahun penundaan sehingga terbentuk sebuah matriks data persegi dengan sebaran data di atas diagonal matriks sehingga terbentuk matriks segitiga atas (*run-off triangle*) dan untuk setiap tahun kejadian memiliki parameter representasi.

Metode *bootstrap* yang digunakan untuk mengestimasi nilai cadangan klaim pada aktuaria adalah model multiplikatif

$$P(w, d) = G'(w). F'(d). e'(w, d) \tag{3.24}$$

$G'(w)$ adalah parameter representasi untuk tahun kejadian *w*

$F'(d)$ adalah parameter representasi untuk tahun penundaan d, dan

$e'(w, d)$ adalah *random residual*

(Kremer, 1982)

3.8.1 *Bootstrap Residual*

Metode *bootstrap residual* sebenarnya merupakan kelanjutan dari metode *Generalized Linear Model* (GLM). Hasil estimasi yang diberikan dengan menggunakan metode GLM tidak memberikan informasi lengkap berupa kemungkinan nilai estimasi yang lebih baik, sehingga dilakukan proses *bootstrapping* pada *residual*. Proses *bootstrapping* ini dilakukan setelah selesai mengestimasi nilai parameter pada proses perhitungan estimasi nilai cadangan klaim menggunakan metode *Generalized Linear Model* (GLM). Residual sebagai sampel diambil secara *random* dengan pengembalian hingga *n* kali.

Salah satu fungsi dari residual adalah untuk mengetahui apakah model fit atau tidak dengan data. Sebelum melakukan proses *bootstrapping* pada *residual* ada asumsi yang harus dipenuhi terlebih dahulu, yaitu

1. *Residual* berdistribusi independen identik (i,i,d), dan
2. Mengabaikan nilai parameter *c* (konstanta) pada proses *bootstrapping*.

Menurut (England & Verral, 1999) proses *bootstrapping* menghitung data yang disebut dengan *pseudo data* (data semu) sehingga residual *Pearson* sangat cocok digunakan karena memberikan perhitungan yang konsisten terhadap parameter α dan β.

$$resid_{w,d}{}^{(pseudo)} = \frac{q_{w,d} - E(q_{w,d})}{\sqrt{Var(q_{w,d})}} \tag{3.25}$$

Sehingga diperoleh rumus persamaan parameter sebagai berikut

$$\chi = \frac{\sum resid_{w,d}{}^{pseudo}}{n} \tag{3.26}$$

Dimana *n* adalah jumlah periode tahun kejadian dan tahun penundaan, perlu diingat bahwa *bootsrap* menggunakan asumsi jumlah periode tahun kejadian sama dengan jumlah periode tahun penundaan.

3.8.2 Langkah-Langkah *Boostrap*

Proses mencari nilai estimasi cadangan klaim terdiri dari beberapa tahap, yaitu persiapan dan proses *bootstrapping*. Proses persiapan terdiri dari proses awal GLM sampai ditentukan nilai parameternya, menghitung nilai residualnya, dan menghitung estimasi total cadangan klaim, sedangkan proses *bootstrapping* berawal dari proses mere-sampling residualnya, menghitung *pseudo data*, kemudian menentukkan parameter untuk menghitung nilai estimasi cadangan klaim, diakhiri dengan menghitung *prediction error* untuk mengetahui keakuratan model terhadap data.

1. Persiapan
   a. Mengestimasi parameter c, α dan β
   b. Menghitung nilai cadangan klaim per tahun
   c. Menghitung residual
   d. Mengestimasi nilai total cadangan klaim
2. Metode *Bootstrap* (*n* kali)
   a. Mere-sampling residual dengan pengembalian
   b. Menghitung *pseudo-data* (data semu)
   c. Mengestimasi model dengan menggunakan *pseudo-data*
   d. Ulangi langkah kedua hingga *n* kali.
   e. Menghasilkan estimasi nilai cadangan klaim dengan metode *bootstrap*
   f. Menghitung *prediction error* untuk mengetahui keakuratan prediksi. (Pinheiro, Andrade e Silva, & Centeno, 2003)

3.8 *Prediction Error*

Metode stokastik seperti *Generalized Linear Model* (GLM) dan *bootstrap* memiliki kelebihan dibandingkan dengan metode deterministik seperti *Chain Ladder* yaitu dapat dicari keakuratan dari prediksi yang telah dihitung. Terdapat berbagai macam cara untuk menghitung *prediction error* yang paling umum yaitu *Mean Square Error* (MSE), *Root Mean Square Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Semakin kecil nilai MSE, RMSE, dan MAPE maka semakin baik model menjelaskan data (Willmott & Matsuura, 2005).

Secara umum *Mean Square Error* (MSE) adalah penjumlahan dari selisih data prediksi dengan data *real* setelah itu dikuadratkan kemudian dibagi dengan jumlah banyaknya data, atau dapat dirumuskan sebagai berikut

$$MSE = \frac{\sum((C_{i,j} - I_{i,j})^2)}{n} \tag{3.27}$$

Dimana $q_{w,d}$ adalah data prediksi dan $C_{i,j}$ adalah data *real* (data *incremental*)

Sedangkan RMSE adalah akar kuadrat dari MSE

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum((C_{i,j} - I_{i,j})^2)}{n}} \tag{3.28}$$

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) dirumuskan sebagai penjumlahan dari selisih data prediksi dengan data *real* (data *incremental*) yang kemudian dibawa ke dalam bentuk mutlak dan dibagi dengan banyaknya data, dapat ditulis ke dalam persamaan.

$$MAPE = \frac{\sum \frac{|C_{i,j} - I_{i,j}|}{C_{i,j}}}{n} . 100 \tag{3.29}$$

(Chai & Draxler, 2014)

Perusahaan asuransi juga dapat mengestimasikan batas atas dan batas bawah nilai cadangan klaim yang harus dipersiapkan menggunakan *confident interval* sehingga dapat mempersiapkan sejumlah dana untuk cadangan klaim. *Confident interval* dirumuskan sebagai berikut

$$batas\ atas = C_{i,j}total + (\alpha_{5\%}.\sqrt{\frac{C_{i,j}total}{jumlah\ data}}) \tag{3.30}$$

$$batas\ bawah = C_{i,j}total - (\alpha_{5\%}.\sqrt{\frac{C_{i,j}total}{jumlah\ data}}) \tag{3.31}$$

(England & Verrall, 2002)

BAB IV
METODOLOGI PENELITIAN

4.1 Jenis dan Sumber Data

Data yang diambil dalam penelitian kali ini adalah data sekunder dari *National Association of Insurance Commissioners* dengan judul "*Statistical Compilation of Annual Statement Information for Property/Casualty Insurance Companies in 2017*", pada laporan tersebut terlampir data *Worker's Compensation*, *worker's compensation* adalah data jumlah klaim untuk karyawan yang terkena kecelakaan atau cedera pada saat melaksanakan pekerjaan sehingga perusahaan asuransi dapat menyiapkan cadangan klaim yang nantinya akan diklaim.

Data yang digunakan adalah data *worker's compensation schedule P part 5D* tahun 2008-2017. Data ini berisi besar klaim yang telah dibayarkan oleh perusahaan asuransi pada tahun 2008-2017 kepada karyawan yang mengalami kecelakaan kerja. Pada laporan ini, data klaim sudah dalam bentuk *run off triangle* data *incremental* dengan tahun kejadian i selama tahun 2008-2017 dan tahun penundaan j selama 10 tahun.

4.2 Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan pada penelitian kali ini adalah data klaim *incremental*, tahun kejadian i, dan tahun penundaan j. Penjelasan terhadap variabel yang digunakan dalam penelitian ini terlampir pada **Tabel 4.1**

Tabel 4.1 Penjelasan Variabel Penelitian

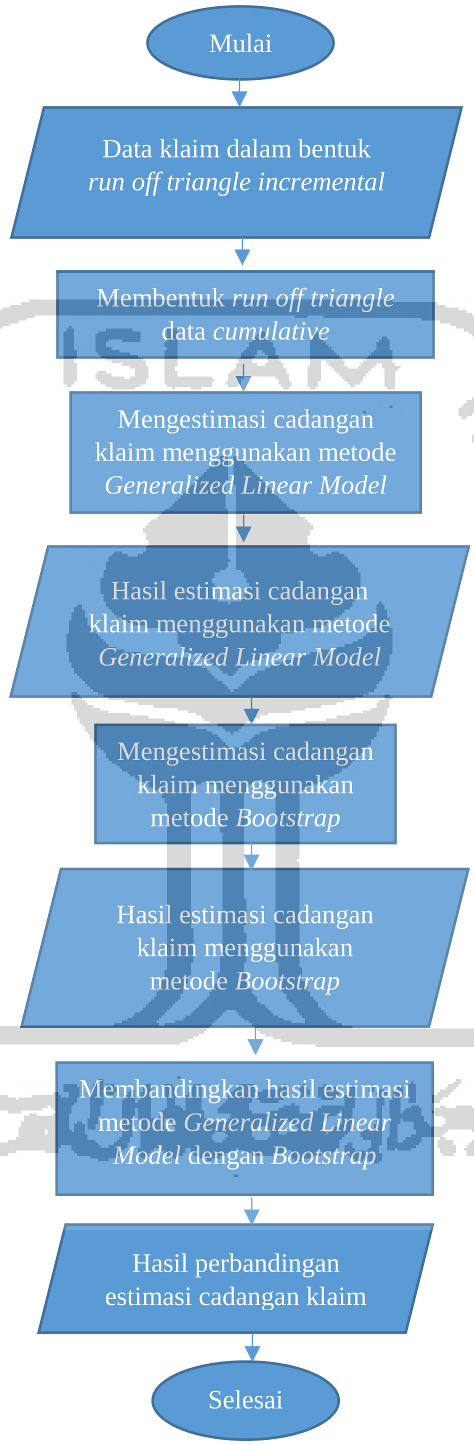
No.	Variabel	Simbol	Skala	Keterangan
1	Data klaim *incremental*	$I_{i,j}$	Rasio	Besar klaim yang harus dibayarkan oleh perusahaan asuransi dengan tahun kejadian *i* dan tahun penundaan *j*
2	Tahun Kejadian	X_i	Rasio	Tahun terjadinya klaim dilaporkan kepada perusahaan asuransi
3	Tahun Penundaan	X_j	Rasio	Selang waktu antara pelaporan klaim dengan pembayaran klaim oleh perusahaan asuransi

4.3 Metodologi Penelitian

Penelitian kali ini menggunakan bantuan *software Microsoft Excel 2013* dan program *R* sebagai alat bantu hitung estimasi cadangan klaim IBNR. Beberapa metode yang digunakan dalam penelitian kali ini adalah *Chain Ladder* (CL), *Generalized Linear Model* (GLM), dan *Bootstrap*.

4.4 Tahapan Analisis

Tahapan yang dilakukan pada penelitian kali ini dijelaskan pada **Gambar 4.1** sebagai berikut



Gambar 4.1 Tahapan Penelitian

Penelitian kali ini dimulai dengan mencari data sekunder yaitu data *worker's compensation* dalam *National Association of Insurance Commissioners* yang berjudul "*Statistical Compilation of Annual Statement Information for Property/Casualty Insurance Companies in 2017*". Data *worker's compensation* yang diambil dari tahun 2009-2017 sudah dalam bentuk *run off triangle* data *incremental*.

Run off triangle data *incremental* kemudian dibawa ke dalam bentuk *run off triangle* data *cumulative* yang menjadi modal utama dalam perhitungan estimasi cadangan klaim menggunakan metode *Chain Ladder* (CL).

Setelah mengetahui nilai estimasi cadangan klaim menggunakan metode *Chain Ladder* (CL) penelitian dilanjutkan dengan mengestimasi nilai cadangan klaim data *worker's compensation* menggunakan metode *Generalized Linear Model* (GLM) dan *bootstrap*.

Keunggulan dari metode *Generalized Linear Model* (GLM) dan *bootstrap* adalah merupakan metode stokastik sehingga dapat dicari nilai keakuratan modelnya menggunakan nilai *prediction error*, dari nilai *prediction error* inilah dapat diketahui manakah metode yang lebih baik dalam menyelesaikan penelitan kali ini, apakah metode *Generalized Linear Model* (GLM) atau metode *bootstrap*.

BAB V

HASIL DAN PEMBAHASAN

5.1 Karakteristik Data

Data yang digunakan dalam penelitian kali ini adalah data jumlah klaim yang dibayarkan oleh perusahaan asuransi kepada karyawan yang mengalami kecelakan atau cedera kerja. Data klaim asuransi ini sudah dalam bentuk *run off triangle* data *incremental* seperti yang tertera pada **Tabel 5.1**

Tabel 5.1 *Run off Triangle* data *Incremental*

DATA INKREMENTAL										
Tahun Kejadian	Tahun Penundaan									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
2008	1625687	2487575	2582615	2657272	2708019	2747724	2778989	2798450	2808802	2816065
2009	1417222	2084955	2219533	2305539	2360507	2397460	2423087	2433306	2442164	
2010	1393312	2089014	2259258	2348332	2395746	2430149	2448193	2460195		
2011	1727381	2541248	2705065	2785089	2838970	2863755	2887334			
2012	1515913	2281651	2455005	2542358	2584976	2613847				
2013	1432242	2207756	2395595	2474797	2515831					
2014	1437054	2237846	2393926	2464847						
2015	1408310	2198684	2339944							
2016	1378712	2027588								
2017	1197313									

Tabel 5.1 menunjukkan besarnya klaim asuransi yang dibayarkan oleh perusahaan asuransi kepada karyawan yang mengalami kecelakaan kerja. Data klaim tersebut terjadi pada selang waktu antara tahun 2008-2017 dengan tahun penundaan 10 tahun, artinya klaim yang terjadi tidak langsung dibayarkan pada tahun kejadian, seperti contoh pada baris tahun 2009 dan kolom tahun penundaan 2 yang diblok warna kuning tertera USD 2.084.955 artinya klaim yang terjadi pada tahun 2009 baru dibayarkan pada tahun depan/tahun berikutnya yaitu tahun 2010. *Run off triangle* data *incremental* dapat dibentuk ke dalam *run off* data *cumulative* dengan persamaan (3.1) seperti yang tertera pada **Tabel 5.2**

Tabel 5.2 *Run off Triangle* data *Cumulative*

DATA KUMULATIF

Tahun Kejadian	Tahun Penundaan									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
2008	1625687	4113262	6695877	9353149	12061168	14808892	17587881	20386331	23195133	26011198
2009	1417222	3502177	5721710	8027249	10387756	12785216	15208303	17641609	20083773	
2010	1393312	3482326	5741584	8089916	10485662	12915811	15364004	17824199		
2011	1727381	4268629	6973694	9758783	12597753	15461508	18348842			
2012	1515913	3797564	6252569	8794927	11379903	13993750				
2013	1432242	3639998	6035593	8510390	11026221					
2014	1437054	3674900	6068826	8533673						
2015	1408310	3606994	5946938							
2016	1378712	3406300								
2017	1197313									

Run off triangle data *cumulative* menjadi modal utama dalam perhitungan estimasi nilai cadangan klaim menggunakan metode *Chain Ladder* (CL).

5.2 Hasil Analisis

Penelitian kali ini nantinya akan menghasilkan *output* yaitu estimasi nilai cadangan klaim menggunakan metode *Generalized Linear Model* (GLM), estimasi cadangan klaim menggunakan metode *bootstrap*, nilai *prediction error* nilai estimasi menggunakan metode *Generalized Linear Model* (GLM) dan *bootstrap*, serta membandingkan antara metode *Generalized Linear Model* (GLM) dan *bootstrap* mana yang lebih baik.

5.3 Estimasi Cadangan Klaim Menggunakan *Generalized Linear Model* (GLM) dengan Pendekatan *Over Dispersed Poisson* (ODP)

Estimasi cadangan klaim menggunakan metode *Generalized Linear Model* (GLM) menggunakan *run off triangle* data *incremental* berbeda dengan metode *Chain Ladder* (CL) yang menggunakan *run off triangle* data *cumulative*, metode *Generalized Linear Model* (GLM) menginputkan langsung *run off triangle* data *incremental* yang didapat dari data *worker's compensation* ke dalam bahasa pemrograman *R*. Data klaim yang digunakan pada penelitian ini memiliki nilai mean sebesar 2297676 dan nilai variansi sebesar 205635803448, sehingga pada peneltian kali ini penentuan estimasi nilai cadangan klaim menggunakan metode *Generalized Linear Model* (GLM) dengan pendekatan *Over Dispersed Poisson* (ODP).

5.3.1 Estimasi Parameter Menggunakan *Generalized Linear Model* (GLM)

Run off triangle data *incremental* menjadi modal utama dalam menentukkan parameter c, α, dan β. Dengan menggunakan bantuan *software R, run off triangle* data *incremental* diinputkan ke dalam *syntax R* kemudian diperoleh estimasi parameter seperti tertera pada **Tabel 5.3**

Tabel 5.3 Estimasi Parameter dengan Metode GLM

Koefisien Parameter	**Estimasi**	**Std. Error**	**t-hitung**	***p-value***
c	14.288858	0.006033	2368.308	$< 2e-16$
α_{2009}	-0.144030	0.005215	-27.618	$< 2e-16$
α_{2010}	-0.134041	0.005475	-24.481	$< 2e-16$
α_{2011}	0.043143	0.005509	7.832	$2.75e-9$
α_{2012}	-0.055316	0.006012	-9.201	$5.47e-11$
α_{2013}	-0.087163	0.006537	-13.334	$1.71e-15$
α_{2014}	-0.086286	0.007194	-11.995	$3.90e-14$
α_{2015}	-0.107967	0.008283	-13.035	$3.37e-15$
α_{2016}	-0.168577	0.010447	-16.137	$< 2e-16$
α_{2017}	-0.293268	0.01676	-17.498	$< 2e-16$
β_2	0.413063	0.00604	68.393	$< 2e-16$
β_3	0.479543	0.00617	77.721	$< 2e-16$
β_4	0.511630	0.006357	80.489	$< 2e-16$

Koefisien Parameter	Estimasi	Std. Error	t-hitung	*p-value*
β_5	0.530120	0.006598	80.345	$< 2e - 16$
β_6	0.541595	0.006913	78.342	$< 2e - 16$
β_7	0.550688	0.007362	74.806	$< 2e - 16$
β_8	0.558717	0.008133	68.697	$< 2e - 16$
β_9	0.561342	0.00929	60.427	$< 2e - 16$
β_{10}	0.561993	0.011847	47.437	$< 2e - 16$

5.3.2 Uji Hipotesis Parameter

Tabel 5.5 memberikan nilai parameter $c, \alpha,$ dan β dengan α adalah estimasi parameter untuk tahun kejadian dan β adalah estimasi parameter untuk tahun penundaan. Parameter tadi kemudian diuji untuk mengetahui parameter mana saja yang berpengaruh signifikan terhadap model. Uji hipotesis untuk masing-masing parameter α dan β adalah sebagai berikut

a. Hipotesis

   $H_0: \alpha_i = 0$; Tidak ada pengaruh variabel tahun kejadian terhadap estimasi cadangan klaim

   $H_0: \alpha_i \neq 0$; Ada pengaruh variabel tahun kejadian terhadap estimasi cadangan klaim.

b. Tingkat signifikansi

   $\alpha = 5\%$

c. Daerah kritis

H_0 ditolak jika *p-value* < α

d. Keputusan

Tabel 5.4 Hasil Keputusan Parameter α Tahun Kejadian

Parameter	*p-value*	Tanda	α	Keputusan
α_{2009}	$< 2e-16$	<	5%	Tolak H_0
α_{2010}	$< 2e-16$	<	5%	Tolak H_0
α_{2011}	$2.75e-9$	<	5%	Tolak H_0
α_{2012}	$5.47e-11$	<	5%	Tolak H_0
α_{2013}	$1.71e-15$	<	5%	Tolak H_0
α_{2014}	$3.90e-14$	<	5%	Tolak H_0
α_{2015}	$3.37e-15$	<	5%	Tolak H_0
α_{2016}	$< 2e-16$	<	5%	Tolak H_0
α_{2017}	$< 2e-16$	<	5%	Tolak H_0

e. Kesimpulan

Dengan menggunakan tingkat signifikansi 5% variabel tahun kejadian tahun 2009-2017 berpengaruh terhadap terhadap estimasi cadangan klaim

Selanjutnya dilakukan uji hipotesis untuk parameter β (tahun penundaan) terhadap estimasi cadangan klaim.

a. Hipotesis

$H_0: \beta_j = 0$; Tidak ada pengaruh variabel tahun penundaan terhadap estimasi cadangan klaim

$H_0: \beta_j \neq 0$; Ada pengaruh variabel tahun penundaan terhadap estimasi cadangan klaim

b. Tingkat signifikansi

$\alpha = 5\%$

c. Daerah kritis

H_0 ditolak jika *p-value* < α

d. Keputusan

Tabel 5.5 Hasil Keputusan Parameter α Tahun Kejadian

Parameter	***p-value***	**Tanda**	$\boldsymbol{\alpha}$	**Keputusan**
β_2	$< 2e - 16$	<	5%	Tolak H_0
β_3	$< 2e - 16$	<	5%	Tolak H_0
β_4	$< 2e - 16$	<	5%	Tolak H_0
β_5	$< 2e - 16$	<	5%	Tolak H_0
β_6	$< 2e - 16$	<	5%	Tolak H_0
β_7	$< 2e - 16$	<	5%	Tolak H_0
β_8	$< 2e - 16$	<	5%	Tolak H_0
β_9	$< 2e - 16$	<	5%	Tolak H_0
β_{10}	$< 2e - 16$	<	5%	Tolak H_0

a. Kesimpulan

Dengan menggunakan tingkat signifikansi 5% variabel tahun penundaan 1-10 tahun berpengaruh terhadap terhadap estimasi cadangan klaim

Berdasarkan **Tabel 5.4** dan **Tabel 5.5** diperoleh bahwa parameter α dan β berpengaruh signifikan terhadap model. Parameter α dan β bersama dengan parameter c yang disebut sebagai parameter konstanta ini kemudian dimasukkan ke dalam bentuk model sebagai berikut

$$
\begin{aligned}
q_{w,d} = \exp\big(&14.288858 - 0.144030X_{i,2009} - 0.134041X_{i,2010} + 0.043143X_{i,2011} \\
&- 0.055316X_{i,2012} - 0.087163X_{i,2013} - 0.086286X_{i,2014} \\
&- 0.107967X_{i,2015} - 0.168577X_{i,2016} - 0.293268X_{i,2017} \\
&+ 0.413063X_{j,2} + 0.479543X_{j,3} + 0.511630X_{j,4} + 0.530120X_{j,5} \\
&+ 0.541595X_{j,6} + 0.550688X_{j,7} + 0.558717X_{j,8} + 0.561342X_{j,9} \\
&+ 0.561993X_{j,10}\big)
\end{aligned}
$$

5.3.3 Estimasi Cadangan Klaim per Periode dengan *Generalized Linear Model (GLM)*

Persamaan model yang sudah dibentuk setelah menentukkan estimasi parameter tadi kemudian menjadi modal utama dalam menentukkan estimasi cadangan klaim menggunakan metode *Generalized Linear Model* (GLM). Estimasi cadangan klaim ini nantinya akan mengisi bagian bawah segitiga pada *run off triangle* data *cumulative* seperti pada **Tabel 5.6**

Tabel 5.6 Estimasi Cadangan Klaim Menggunakan *Generalized Linear Model* (GLM)

Generalized Linear Model										
Tahun Kejadian	Tahun Penundaan									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
2008	1625687	4113262	6695877	9353149	12061168	14808892	17587881	20386331	23195133	26011198
2009	1417222	3502177	5721710	8027249	10387756	12785216	15208303	17641609	20083773	2438323
2010	1393312	3482326	5741584	8089916	10485662	12915811	15364004	17824199	2461199	2462801
2011	1727381	4268629	6973694	9758783	12597753	15461508	18348842	2930601	2938304	2940217
2012	1515913	3797564	6252569	8794927	11379903	13993750	2634569	2655807	2662787	2664521
2013	1432242	3639998	6035593	8510390	11026221	2528887	2551987	2572560	2579322	2581001
2014	1437054	3674900	6068826	8533673	2502228	2531106	2554227	2574817	2581585	2583266
2015	1408310	3606994	5946938	2403703	2448561	2476820	2499444	2519593	2526216	2527861
2016	1378712	3406300	2190902	2262342	2304562	2331159	2352453	2371416	2377650	2379198
2017	1197313	1809666	1934062	1997127	2034397	2057876	2076674	2093414	2098917	2100284

Pada perhitungan tersebut q_{2010} terbagi menjadi dua yaitu $q_{2010,9}$ dan $q_{2010,10}$ sehingga estimasi cadangan klaim pada tahun 2010 adalah penjumlahan antara $q_{2010,9}$ dengan $q_{2010,10}$ yaitu $USD\ 2461199 + USD\ 2462801 = USD\ 4924000$. Hal ini berlaku untuk $q_{2011}, q_{2012}, q_{2013}$,dst. Hasil rekapan estimasi cadangan klaim tiap tahun kejadian seperti pada **Tabel 5.7**

Tabel 5.7 Estimasi Cadangan Klaim per Periode dengan *Generalized Linear Model* (GLM)

Tahun Kejadian	Estimasi Cadangan Klaim
2009	2438323
2010	4924000
2011	8809122
2012	10617684
2013	12813758
2014	15327228
2015	17402198
2016	18569681
2017	18202417

5.3.4 Estimasi Total Cadangan Klaim Menggunakan Metode *Generalized Linear Model* (GLM)

Estimasi total cadangan klaim dengan menggunakan metode *Generalized Linear Model* (GLM) dapat dicari menggunakan persamaan (3.6) yaitu menjumlahkan estimasi cadangan klaim per periode tahun kejadian

$$R = 2438323 + 4924000 + 8809122 + 10617684 + 12813758 + 15327228 + 17402198 + 18569681 + 18202417 = 109104409$$

Estimasi total cadangan klaim menggunakan metode *Generalized Linear Model* (GLM) memberikan hasil sebesar USD 109,104,409 artinya perusahaan asuransi harus menyiapkan dana sebesar USD 109,104,409 sebagai cadangan klaim pada tahun 2018.

5.3.5 *Prediction Error* pada Metode *Generalized Linear Model* (GLM)

Kelebihan dari metode *Generalized Linear Model* (GLM) dibanding metode *Chain Ladder* (CL) adalah dapat diketahui keakuratan modelnya dengan menggunakan *prediction error*. *Prediction error* yang digunakan pada penelitian kali ini adalah *Mean Square Error* (MSE), *Root Mean Square Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Persentage Error* (MAPE). Semakin kecil nilai MSE, RMSE, dan MAPE maka model yang dihasilkan kurang akurat. Berdasarkan persamaan (3.28) perhitungan *Mean Square Error* (MSE) dengan bantuan *software R* menghasilkan *output* nilai sebesar 371066693, sedangkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) menghasilkan *output* nilai sebesar 19263.09 itu artinya perhitungan estimasi cadangan klaim menggunakan metode *Generalized Linear Model* (GLM) memiliki tingkat kesalahan sebesar USD 19,263.09. Dengan menggunakan perhitungan *software R e*stimasi cadangan klaim menggunakan metode *Generalized Linear Model* (GLM) ini menghasilkan nilai *Mean Abolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 0.73% yang artinya model cukup baik menjelaskan data dikarenakan nilai MAPE yang kecil.

5.3.6 *Confident Interval* pada Metode *Generalized Linear Model* (GLM)

Perusahan asuransi dapat juga mengestimasi berapa cadangan klaim yang harus disiapkan dengan menggunakan selang kepercayaan atau *confident interval*. Berdasarkan persamaan (3.31) dan (3.32) *confident interval* terbagi menjadi dua yaitu batas atas dan batas bawah

$$batas\ atas = 109104409 + \left(1.96.\sqrt{\frac{109104409}{55}}\right) = 109107170$$

$$batas\ bawah = 109104409 - \left(1.96.\sqrt{\frac{109104409}{55}}\right) = 109101648$$

Batas atas adalah batas maksimal dana yang harus disiapkan oleh perusahaan asuransi untuk cadangan klaim, sedangkan batas bawah adalah batas minimal yang harus disiapkan oleh perusahaan asuransi untuk cadangan klaim, artinya perusahaan asuransi harus menyiapkan dana paling sedikit USD 109,101,648 dan paling banyak adalah USD 109,107,170 itu artinya dana cadangan klaim yang harus disiapkan perusahaan asuransi berada pada rentang USD 109,101,648 dan USD 109,107,170 dengan adanya *confident interval* ini perusahaan asuransi lebih fleksibel dalam menentukkan total cadangan klaim yang harus disiapkan. Perusahaan asuransi dapat juga menggunakan batas bawah dari *confident interval* tersebut.

5.3 Estimasi Cadangan Klaim Menggunakan Metode *Bootstrap*

Metode *bootstrap* yang dilakukan pada penelitian kali ini adalah *bootstrap residual* dimana akan mere-sampling *residual* hingga *n* kali, pada penelitian kali ini, *residual* dire-sampling sebanyak 1.000, 10.000, dan 100.000 kali. Ketiga percaobaan proses resampling tersebut guna mengetahui berapa kali *residual* dire-sampling supaya menghasilkan nilai *prediction error* yang kecil atau dengan kata lain model memiliki nilai keakuratan yang tinggi.

5.4.1 *Bootstrap Residual* 1.000 Kali

Percobaan pertama dengan resampling sebanyak 1.000 kali. Proses re-sampling *residual* sebanyak 1.000 kali menghasilkan estimasi parameter seperti pada **Tabel 5.8**

Tabel 5.8 Estimasi Parameter *Bootstrap* dengan 1000 kali Resampling

Koefisien Parameter	**Estimasi**
c	14.29436
α_{2009}	-0.15212
α_{2010}	-0.13722
α_{2011}	0.04064
α_{2012}	-0.05382
α_{2013}	-0.09186
α_{2014}	-0.08394
α_{2015}	-0.11202
α_{2016}	-0.18322
α_{2017}	-0.29267
β_2	0.41439
β_3	0.47273
β_4	0.50637
β_5	0.53013
β_6	0.54188
β_7	0.54549
β_8	0.56216
β_9	0.5628
β_{10}	0.56047

Setelah diperoleh estimasi parameternya, kemudian berdasarkan persamaan (3.23) maka didapat estimasi cadangan klaim menggunakan metode *bootstrap* 1000 kali sebagai berikut.

Tabel 5.9 Estimasi Cadangan Klaim Menggunakan *Bootstrap* (1000 kali)

Bootstrap 1000 Kali										
Tahun Kejadian	Tahun Penundaan									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
2008	1625687	4113262	6695877	9353149	12061168	14808892	17587881	20386331	23195133	26011198
2009	1417222	3502177	5721710	8027249	10387756	12785216	15208303	17641609	20083773	2428319
2010	1393312	3482326	5741584	8089916	10485662	12915811	15364004	17824199	2470522	2464772
2011	1727381	4268629	6973694	9758783	12597753	15461508	18348842	2949541	2951429	2944560
2012	1515913	3797564	6252569	8794927	11379903	13993750	2639315	2683681	2685399	2679150
2013	1432242	3639998	6035593	8510390	11026221	2531645	2540801	2583511	2585165	2579149
2014	1437054	3674900	6068826	8533673	2521968	2551776	2561004	2604054	2605721	2599657
2015	1408310	3606994	5946938	2394560	2452136	2481118	2490091	2531949	2533570	2527674
2016	1378712	3406300	2156226	2229995	2283614	2310605	2318961	2357943	2359452	2353961
2017	1197313	1823157	1932683	1998805	2046865	2071058	2078548	2113488	2114841	2109919

Berdasarkan persamaan (3.6) estimasi cadangan klaim menggunakan metode *bootstrap residual* 1000 kali memberikan hasil estimasi total cadangan klaim sebesar USD 72,639,822 yang artinya perusahaan asuransi harus menyiapkan dana sebesar USD 72,639,822 sebagai dana cadangan klaim pada tahun 2018.

5.4.2 *Prediction Error* pada *Bootstrap* 1000 kali

Perhitungan nilai keakuratan model atau nilai *prediction error* masih menggunakan *Mean Square Error* (MSE), *Root Mean Square Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Persentage Error* (MAPE) seperti pada metode GLM. Berdasarkan persamaan (3.28) perhitungan *Mean Square Error* (MSE) dengan bantuan *software R* menghasilkan *output* nilai sebesar 371066693, sedangkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) menghasilkan *output* nilai sebesar 22115.89 itu artinya perhitungan estimasi cadangan klaim menggunakan metode *bootstrap* 1000 kali memiliki tingkat kesalahan sebesar USD 22,115.89. Dengan menggunakan perhitungan *software R* estimasi cadangan klaim menggunakan metode *bootstrap* 1000 kali ini menghasilkan nilai *Mean Abolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 0.863% yang artinya model cukup baik menjelaskan data dikarenakan nilai MAPE yang kecil

5.4.3 *Confident Interval* pada *Bootsrap* 1000 kali

Berdasarkan persamaan (3.31) dan (3.32), perusahaan asuransi dapat menyiapkan dana maksimum dan dana minimum untuk cadangan klaimnya dengan menggunakan *confident interval* atau selang kepercayaan sebagai berikut

$$batas\ atas = 72639822 + \left(1.96.\sqrt{\frac{72639822}{55}}\right) = 72642074$$

$$batas\ bawah = 72639822 - \left(1.96.\sqrt{\frac{72639822}{55}}\right) = 72637570$$

Perusahaan asuransi harus menyiapkan dana minimal sebesar USD 72,637,570 dan maksimal sebesar USD 72,642,074 untuk cadangan klaim di masa yang akan datang, itu artinya dana cadangan klaim yang harus disiapkan perusahaan asuransi berada pada rentang USD 72,637,570 dan USD 72,642,074 dengan adanya *confident interval* ini perusahaan asuransi lebih fleksibel dalam menentukkan total cadangan klaim yang harus disiapkan. Perusahaan asuransi dapat juga menggunakan batas bawah dari *confident interval* tersebut.

5.4.4 *Bootstrap Residual* 10.000 Kali

Setelah melakukan percobaan pertama yaitu mere-sampling *residual* sebanyak 1000 kali, kemudian dilakukan percobaan selanjutnya yaitu melakukan proses *bootstrapping* atau resampling sebanyak 10.000 kali pada *residual*, sehingga diperoleh nilai parameter sebagai berikut

Tabel 5.10 Estimasi Parameter *Bootstrap* dengan 10.000 kali Resampling

Koefisien Parameter	**Estimasi**
c	14.28271
α_{2009}	-0.14367
α_{2010}	-0.13180
α_{2011}	0.04376
α_{2012}	-0.05871
α_{2013}	-0.08011
α_{2014}	-0.08923
α_{2015}	-0.10598
α_{2016}	-0.16461
α_{2017}	-0.29734
β_2	0.418
β_3	0.4839
β_4	0.52556
β_5	0.54392
β_6	0.54001
β_7	0.55627
β_8	0.56742
β_9	0.56433
β_{10}	0.57070

Setelah diperoleh estimasi parameternya, kemudian berdasarkan persamaan (3.23) maka didapat estimasi cadangan klaim menggunakan metode *bootstrap* 10.000 kali sebagai berikut

Tabel 5.11 Estimasi Cadangan Klaim Menggunakan *Bootstrap* (10.000 kali)

Bootstrap 10.000 Kali										
Tahun Kejadian	Tahun Penundaan									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
2008	1625687	4113262	6695877	9353149	12061168	14808892	17587881	20386331	23195133	26011198
2009	1417222	3502177	5721710	8027249	10387756	12785216	15208303	17641609	20083773	2445451
2010	1393312	3482326	5741584	8089916	10485662	12915811	15364004	17824199	2458938	2474651
2011	1727381	4268629	6973694	9758783	12597753	15461508	18348842	2939911	2930841	2949570
2012	1515913	3797564	6252569	8794927	11379903	13993750	2624156	2653579	2645392	2662297
2013	1432242	3639998	6035593	8510390	11026221	2527168	2568596	2597396	2589383	2605930
2014	1437054	3674900	6068826	8533673	2514036	2504225	2545277	2573816	2565875	2582272
2015	1408310	3606994	5946938	2427300	2472277	2462629	2502999	2531063	2523254	2539379
2016	1378712	3406300	2195675	2289079	2331494	2322396	2360467	2386933	2379569	2394775
2017	1197313	1800131	1922756	2004550	2041693	2033726	2067064	2090241	2083792	2097108

Berdasarkan persamaan (3.6) estimasi cadangan klaim menggunakan metode *bootstrap residual* 10.000 kali memberikan hasil estimasi total cadangan klaim sebesar USD 71,798,537 yang artinya perusahaan asuransi harus menyiapkan dana sebesar USD 71,798,537 sebagai dana cadangan klaim pada tahun 2018.

5.4.5 *Prediction Error* pada *Bootstrap* 10.000 kali

Perhitungan nilai keakuratan model atau nilai *prediction error* pada *bootsrap* 10.000 kali masih menggunakan *Mean Square Error* (MSE), *Root Mean Square Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Persentage Error* (MAPE). Berdasarkan persamaan (3.28) perhitungan *Mean Square Error* (MSE) dengan bantuan *software R* menghasilkan *output* nilai sebesar 574517670, sedangkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) menghasilkan *output* nilai sebesar 23969.1 itu artinya perhitungan estimasi cadangan klaim menggunakan metode *bootstrap* 10.000 kali memiliki tingkat kesalahan sebesar USD 23,969.1. Dengan menggunakan perhitungan *software R e*stimasi cadangan klaim menggunakan metode *bootstrap* 10.000 kali ini menghasilkan nilai *Mean Abolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 0.92% yang artinya model cukup baik menjelaskan data dikarenakan nilai MAPE yang kecil

5.4.6 *Confident Interval* pada *Bootsrap* 10.000 kali

Berdasarkan persamaan (3.31) dan (3.32), perusahaan asuransi dapat menyiapkan dana maksimum dan dana minimum untuk cadangan klaimnya dengan menggunakan *confident interval* atau selang kepercayaan sebagai berikut

$$batas\ atas = 71798537 + \left(1.96.\sqrt{\frac{71798537}{55}}\right) = 71800776$$

$$batas\ bawah = 71798537 - \left(1.96.\sqrt{\frac{71798537}{55}}\right) = 71796298$$

Perusahaan asuransi harus menyiapkan dana minimal sebesar USD 71,796,298 dan maksimal sebesar USD 71,800,776 untuk cadangan klaim di masa yang akan datang, itu artinya dana cadangan klaim yang harus disiapkan perusahaan asuransi berada pada rentang USD 71,796,298 dan USD 71,800,776 dengan adanya *confident interval* ini perusahaan asuransi lebih fleksibel dalam menentukkan total cadangan klaim yang harus disiapkan. Perusahaan asuransi dapat juga menggunakan batas bawah dari *confident interval* tersebut.

5.4.7 *Bootstrap Residual* 100.000 Kali

Setelah melakukan percobaan pertama dan kedua, kemudian dilakukan proses *bootstrapping* atau resampling sebanyak 100.000 kali pada *residual*, sehingga diperoleh nilai parameter sebagai berikut

Tabel 5.12 Estimasi Parameter *Bootstrap* dengan 100.000 kali Resampling

Koefisien Parameter	Estimasi
c	14.28449
α_{2009}	-0.14306
α_{2010}	-0.13272
α_{2011}	0.04852
α_{2012}	-0.04844
α_{2013}	-0.08761
α_{2014}	-0.08014
α_{2015}	-0.10576
α_{2016}	-0.15426
α_{2017}	-0.28282
β_2	0.41376
β_3	0.47701
β_4	0.52197
β_5	0.53728
β_6	0.53437
β_7	0.54775
β_8	0.56195
β_9	0.57112
β_{10}	0.56776

Setelah diperoleh estimasi parameternya, kemudian berdasarkan persamaan (3.23) maka didapat estimasi cadangan klaim menggunakan metode *bootstrap* 100.000 kali sebagai berikut

Tabel 5.13 Estimasi Cadangan Klaim Menggunakan *Bootstrap* (100.000 kali)

Bootstrap 100.000 Kali										
Tahun Kejadian	Tahun Penundaan									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
2008	1625687	4113262	6695877	9353149	12061168	14808892	17587881	20386331	23195133	26011198
2009	1417222	3502177	5721710	8027249	10387756	12785216	15208303	17641609	20083773	2444106
2010	1393312	3482326	5741584	8089916	10485662	12915811	15364004	17824199	2477821	2469509
2011	1727381	4268629	6973694	9758783	12597753	15461508	18348842	2943059	2970171	2960208
2012	1515913	3797564	6252569	8794927	11379903	13993750	2633436	2671098	2695704	2686662
2013	1432242	3639998	6035593	8510390	11026221	2498622	2532278	2568493	2592155	2583460
2014	1437054	3674900	6068826	8533673	2524693	2517357	2551265	2587752	2611591	2602830
2015	1408310	3606994	5946938	2423443	2460832	2453681	2486732	2522296	2545531	2536993
2016	1378712	3406300	2207210	2308711	2344330	2337517	2369004	2402883	2425019	2416885
2017	1197313	1821972	1940934	2030190	2061511	2055521	2083209	2113001	2132467	2125314

Berdasarkan persamaan (3.6) estimasi cadangan klaim menggunakan metode *bootstrap residual* 100.000 kali memberikan hasil estimasi total cadangan klaim sebesar USD 71,926,116 yang artinya perusahaan asuransi harus menyiapkan dana sebesar USD 71,926,116 sebagai dana cadangan klaim pada tahun 2018.

5.4.8 *Prediction Error* pada *Bootstrap* 100.000 kali

Perhitungan nilai keakuratan model atau nilai *prediction error* pada *bootsrap* 100.000 kali menggunakan *Mean Square Error* (MSE), *Root Mean Square Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Persentage Error* (MAPE). Berdasarkan persamaan (3.28) perhitungan *Mean Square Error* (MSE) dengan bantuan *software R* menghasilkan *output* nilai sebesar 596048052, sedangkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) menghasilkan *output* nilai sebesar 24414.1 itu artinya perhitungan estimasi cadangan klaim menggunakan metode *bootstrap* 100.000 kali memiliki tingkat kesalahan sebesar USD 24,414.1. Dengan menggunakan perhitungan *software R e*stimasi cadangan klaim menggunakan metode *bootstrap* 100.000 kali ini menghasilkan nilai *Mean Abolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 0.9% yang artinya model cukup baik menjelaskan data dikarenakan nilai MAPE yang kecil.

5.4.9 *Confident Interval* pada *Bootsrap* 100.000 kali

Berdasarkan persamaan (3.31) dan (3.32), perusahaan asuransi dapat menyiapkan dana maksimum dan dana minimum untuk cadangan klaimnya dengan menggunakan *confident interval* atau selang kepercayaan sebagai berikut

$$batas\ atas = 71926116 + \left(1.96.\sqrt{\frac{71926116}{55}}\right) = 71928357$$

$$batas\ bawah = 71926116 - \left(1.96.\sqrt{\frac{71926116}{55}}\right) = 71923875$$

Perusahaan asuransi harus menyiapkan dana minimal sebesar USD 71,923,875 dan maksimal sebesar USD 71,928,357 untuk cadangan klaim di masa yang akan datang, itu artinya dana cadangan klaim yang harus disiapkan perusahaan asuransi berada pada rentang USD 71,923,875 dan USD 71,928,357 dengan adanya *confident interval* ini perusahaan asuransi lebih fleksibel dalam menentukkan total cadangan klaim yang harus disiapkan. Perusahaan asuransi dapat juga menggunakan batas bawah dari *confident interval* tersebut.

5.4 Perbandingan Estimasi Cadangan Klaim Menggunakan Metode *Generalized Linear Model* (GLM) dengan Menggunakan Metode *Bootstrap*

Metode *Generalized Linear Model* (GLM) dan metode *bootstrap* memiliki persamaan yaitu keduanya merupakan metode stokastik, sehingga pada penelitian kali ini, hanya metode *Generalized Linear Model* (GLM) dan metode *bootstrap* yang dapat dibandingkan. Metode *Chain Ladder* (CL) yang merupakan metode deterministik tidak dapat dibandingkan dengan kedua metode tersebut karena dapat menyebabkan ketidakvalidan hasil perbandingannya apabila metode *Chain Ladder* (CL) dibandingkan dengan metode *Generalized Linear Model* (GLM) dan metode *bootstrap*.

Perbandingan estimasi cadangan klaim menggunakan metode GLM dengan metode *boostrap*, **Tabel 5.14** berikut ini adalah rekapan perbandingan hasil estimasi cadangan klaim menggunakan GLM dengan hasil estimasi cadangan klaim menggunakan metode *bootstrap*.

Tabel 5.14 Hasil Perbandingan Estimasi Cadangan Klaim Menggunakan Metode GLM dengan Menggunakan Metode *Bootstrap*

Perbandingan		*Generalized Linear Model* (GLM)	*Bootstrap* 1000 kali	*Bootstrap* 10.000 kali	*Bootstrap* 100.000 kali
Parameter	c	14.288858	14.29436	14.28271	14.28449
	α_{2009}	-0.144030	-0.15212	-0.14367	-0.14306
	α_{2010}	-0.134041	-0.13722	-0.13180	-0.13272
	α_{2011}	0.043143	0.04064	0.04376	0.04852
	α_{2012}	-0.055316	-0.05382	-0.05871	-0.04844
	α_{2013}	-0.087163	-0.09186	-0.08011	-0.08761
	α_{2014}	-0.086286	-0.08394	-0.08923	-0.08014
	α_{2015}	-0.107967	-0.11202	-0.10598	-0.10576
	α_{2016}	-0.168577	-0.18322	-0.16461	-0.15426
	α_{2017}	-0.293268	-0.29267	-0.29734	-0.28282
	β_2	0.413063	0.41439	0.418	0.41376
	β_3	0.479543	0.47273	0.4839	0.47701
	β_4	0.511630	0.50637	0.52556	0.52197
	β_5	0.530120	0.53013	0.54392	0.53728
	β_6	0.541595	0.54188	0.54001	0.53437
	β_7	0.550688	0.54549	0.55627	0.54775
	β_8	0.558717	0.56216	0.56742	0.56195
	β_9	0.561342	0.5628	0.56433	0.57112

	β_{10}	0.561993	0.56047	0.57070	0.56776
Estimasi Total Cadangan Klaim		109,104,409	72,639,822	71,798,537	71,926,116
Prediction Error	*Mean Square Error* (MSE)	371066693	489112432	574517670	596048052
	Root Mean Square Error (RMSE)	19,263.09	22,115.89	23,969.1	24,414.1
	Mean Absolute Persentage Error (MAPE)	0.73%	0.863%	0.92%	0.9%
Confident Interval	Batas Atas	109,107,170	72,642,074	71,800,776	71,928,357
	Batas Bawah	109,101,648	72,637,570	71,796,298	71,923,875

Berdasarkan **Tabel 5.14** hasil perbandingan metode *Generalized Linear Model* (GLM) dengan metode *bootstrap* dalam mengestimasi cadangan klaim, metode GLM memiliki nilai *prediction error* yang lebih kecil dibandingkan nilai *prediction error* metode *bootstrap*, artinya model yang dibentuk dengan menggunakan metode GLM lebih baik dalam menjelaskan data, walaupun nominal cadangan klaim yang harus disiapkan oleh perusahaan asuransi jika menggunakan metode GLM lebih besar dibandingkan metode *bootsrap*. Besar atau sedikitnya nominal cadangan klaim yang harus disiapkan oleh perusahaan asuransi tidak menjamin bahwa metode yang digunakan untuk mengestimasi nilai cadangan klaim cocok atau kurang cocok.

Penelitian kali ini membuktikan bahwa metode GLM lebih cocok dalam mengestimasi nilai cadangan klaim data *worker's compensation* tahun 2009-2017.

BAB VI
PENUTUP

6.1 Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan beberapa hal berikut ini :

1. Perusahaan asuransi wajib memperhitungkan nilai cadangan klaim yang harus disiapkan di tahun mendatang, mengingat jumlah perusahaan asuransi yang makin menurun namun permintaan klaim yang makin meningkat, sehingga makin sedikit pula perusahaan re-asuransi untuk menutupi dana cadangan klaim jika dana yang dibutuhkan oleh perusahaan asuransi kurang.
2. Metode *Generalized Linear Model* (GLM) dalam mengestimasi cadangan klaim data *worker's compensation* 2009-2017 memberikan beberapa hasil berikut :
   a. Estimasi total cadangan klaim menggunakan metode *Generalized Linear Model* (GLM) adalah sebesar USD 109,104,409
   b. Penggunaan metode *Generalized Linear Model* (GLM) memberikan nilai *prediction error Mean Square Error* sebesar 371066693, nilai *Root Mean Square Error* sebesar USD 19,263.09, dan nilai *Mean Absolute Persentage Error* sebesar 0.73%.
   c. Perusahaan asuransi dapat mempersiapkan dana cadangan klaim menggunakan *confident interval* yaitu dana cadangan klaim minimal yang harus disiapkan sebesar USD 109,101,648 dan dana maksimal cadangan klaim sebesar USD 109,107,170
3. Penggunaan metode *bootstrap* pada penelitian kali ini menggunakan *bootstrapping* sebanyak 1000 kali, 10.000 kali, dan 100.000 kali. Berikut

adalah kesimpulan dari pengestimasian nilai cadangan klaim menggunakan metode *bootstrap* :

a. Metode *bootstrap* 1000 kali memberikan nilai cadangan klaim sebesar USD 72,639,822 nilai *prediction error Mean Square Error* sebesar 489112590, *Root Mean Square Error* sebesar USD 22,115.89, dan *Mean Absolute Persentage Error* sebesar 0.863%.
b. Metode *bootstrap* 10.000 kali memberikan nilai cadangan klaim sebesar USD 71,798,537 nilai *prediction error Mean Square Error* sebesar 574517755, *Root Mean Square Error* sebesar USD 23,969.1, dan *Mean Absolute Persentage Error* sebesar 0.92%.
c. Metode *bootstrap* 100.000 kali memberikan nilai cadangan klaim sebesar USD 71,926,116 nilai *prediction error Mean Square Error* sebesar 596048279, *Root Mean Square Error* sebesar USD 24,414.1, dan *Mean Absolute Persentage Error* sebesar 0.9%.

4. Penelitian kali ini penggunaan metode *Generalized Linear Model* (GLM) lebih cocok digunakan dalam mengestimasi nilai cadangan klaim data *worker's compensation* tahun 2009-2017 dikarenakan nilai *prediction error* yang dihasilkan dengan menggunakan metode GLM lebih kecil jika dibandingkan nilai *prediction error* yang dihasilkan dengan menggunakan metode *bootstrap*, artinya model yang dibentuk dengan metode GLM lebih akurat dalam menjelaskan data *worker's compensation* tahun 2009-2017.

6.2 Saran

Berdasarkan penelitian dan kesimpulan yang didapat, dapat disarankan beberapa hal berikut :

1. Penggunaan metode stokastik seperti *Generalized Linear Model* (GLM) dan *bootsrap* lebih akurat digunakan dalam mengestimasi nilai cadangan klaim karena dapat dicari nilai keakuratan model yang dibentuk menggunakan nilai *prediction error*.

2. Perusahaan asuransi dapat menggunakan *confident interval* dalam menyiapkan dana cadangan klaim di masa mendatang, dengan dana minimal yang dipersiapkan menggunakan batas bawah *confident interval* dan dana maksimal yang dipersiapkan menggunakan batas atas *confident interval* atau menyiapkan dana di rentang batas atas dan batas bawah *confident interval* tersebut.
3. Penambahan variabel lain seperti, jumlah premi, rentang waktu membayar premi, usia, dll agar metode yang digunakan untuk mengestimasi nilai cadangan klaim dapat lebih akurat.

DAFTAR PUSTAKA

Alai, D. H., & Wüthrich, M. V. (2009). *Taylor Approximations for Model Uncertainty within the Tweedie Exponential Dispersion Family*. ASTIN Bulletin: The Journal of the IAA, 39(2), 453-477.

Anderson, D., Feldblum, S., Modlin, C., Schirmacher, D., Schirmacher, E., & Thandi, N. (2007). *A Practioner's Guide to Generalized Linear Models.* Virginia: Casualty Actuarial Society.

Chai, T., & Draxler, R. R. (2014). *Root Mean Square Error (RMSE) or Mean Absolute Error (MAE)?–Arguments Against Avoiding RMSE in the Literature.* Geoscientific model development, 7(3), 1247-1250.

Darti, I., & Marjono, M. (2019). *Pencadangan Klaim IBNR dengan Pendekatan Distribusi Keluarga Tweedie pada Generalized Linear Model*. Limits: Journal of Mathematics and Its Applications, 16(1), 11-25.

England, P. D., & Verrall, R. J. (2002). *Stochastic Claims Reserving in General Insurance*. British Actuarial Journal, 8(3), 443-518.

England, P. D., Verrall, R. J., & Wüthrich, M. V. (2012). *Bayesian over-dispersed Poisson Model and the Bornhuetter & Ferguson Claims Reserving Method*. Annals of Actuarial Science, 6(2), 258-283.

Friedland, J. (2010). *Estimating Unpaid Claims Using Basic Technique.* Arlington County: Casualty Actuarial Society.

Hinde, J., & Demetrio, C. G. (2007). *Overdispersion: Models and Estimation.* Brazil: Symposium of Probabilty and Statistics.

Hossack, I., Pollar, J., & Zenwirth. B. (1999). *Introductory Statistics with Application in General Insurance.* Cambrige (UK): University of Cambridge Press.

Kitab Undang-Undang Hukum Dagang.

Kremer, E. (1982). *IBNR-Claims and the Two-Way Model of ANOVA*. Scandinavian Actuarial Journal, 1982(1), 47-55.

Lee, Y., & Nelder, J. A. (1996). *Hierarchical Generalized Linear Models*. Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological), 58(4), 619-656.

Lopes, H., Barcellos, J., Kubrusly, J., & Fernandes, C. (2012). *A Non-Parametric Method for Incurred But Not Reported Claim Reserve Estimation*. International Journal for Uncertainty Quantification, 2(1).

Mack, T. (1993). *Distribution-Free Calculation of the Standard Error of Chain Ladder Reserve Estimates*. ASTIN Bulletin: The Journal of the IAA, 23(2), 213-225.

Maher, S. M. (1992). *Claim Reserves. Valuation Actuary Symposium.* Casualty Actuarial Society.

Myung, J. (2002). *Tutorial on Maximum Likelihood Estimation,* Journal of Mathematical Psychology 47 (2003) 90100.

National Association of Insurance Commissioners (2018). "*Statistical Compilation of Annual Statement Information for Property/Casualty Insurance Companies in 2017*". http://www.naic.org/. Diunduh pada tanggal 24 Oktober 2019.

Nelder, J. A., & Wedderburn, R. W. (1972). *Generalized linear models*. Journal of the Royal Statistical Society: Series A (General), 135(3), 370-384.

Otoritas Jasa Keuangan (2017). *Indonesian Insurance 2006*. http://www.ojk.go.id/ Diunduh pada tanggal 7 November 2019.

Otoritas Jasa Keuangan (2017). *Indonesian Insurance 2007*. http://www.ojk.go.id/ Diunduh pada tanggal 7 November 2019.

Otoritas Jasa Keuangan (2017). *Perasuransian Indonesia 2008*. http://www.ojk.go.id/ Diunduh pada 7 tanggal November 2019.

Otoritas Jasa Keuangan (2017). *Buku Perasuransian Indonesia 2009*. http://www.ojk.go.id/ Diunduh pada tanggal 7 November 2019.

Otoritas Jasa Keuangan (2017). *Perasuransian Indonesia 2010*. http://www.ojk.go.id/ Diunduh pada tanggal 7 November 2019.

Otoritas Jasa Keuangan (2017). *Statistika Perasuransian Indonesia 2015*. http://www.ojk.go.id/ Diunduh pada tanggal 7 November 2019.

Otoritas Jasa Keuangan (2017). *Statistika Perasuransian Indonesia 2016*. http://www.ojk.go.id/ Diunduh pada tanggal 8 November 2019.

Otoritas Jasa Keuangan (2017). *Statistika Perasuransian Indonesia 2017*. http://www.ojk.go.id/ Diunduh pada tanggal 8 November 2019.

Otoritas Jasa Keuangan (2017). *Statistika Perasuransian Indonesia 2018*. http://www.ojk.go.id/ Diunduh pada tanggal 8 November 2019.

Otoritas Jasa Keuangan (2017). *Statistika Perasuransian Indonesia 2019*. http://www.ojk.go.id/ Diunduh pada tanggal 8 November 2019.

Pinheiro, P. J., Andrade e Silva, J. M., & de Lourdes Centeno, M. (2003). *Bootstrap Methodology in Claim Reserving*. Journal of Risk and Insurance, 70(4), 701-714.

Quarg, G., & Mack, T. (2004). *Munich Chain Ladder*. Blätter der DGVFM, 26(4), 597-630.

Taylor, G., & McGuire, G. (2016). *Stochastic Loss Reserving Using Generalized Linear Models*. Virginia: Casualty Actuarial Society.

Thomas, J. H. A., & Colloquium, A. S. T. I. N. (2013). *Combining Chain Ladder Claims Reserving with Fuzzy Numbers*.

Undang-Undang No. 2 Tahun 1992 tentang Usaha Perasuransian.

Undang-Undang Nomor 40 Tahun 2014 tentang Perasuransian.

Verrall, R. J. (2004). *A Bayesian Generalized Linear Model for the Bornhuetter-Ferguson Method of Claims Reserving*. North American Actuarial Journal, 8(3), 67-89.

Willmott, C. J., & Matsuura, K. (2005). *Advantages of the Mean Absolute Error (MAE) Over the Root Mean Square Error (RMSE) in Assessing Average Model Performance*. Climate research, 30(1), 79-82.

Wright, T. S. (1990). *A Stochastic Method for Claims Reserving in General Insurance*. Journal of the Institute of Actuaries, 117(3), 677-731.

LAMPIRAN

Lampiran 1 *Syntax R Generalized Linear Model*

```
q.wd=scan(n=55)
n=length(q.wd)
TT=trunc(sqrt(2*n))
w=rep(1:TT,TT:1)
w=as.factor(w)
d=sequence(TT:1)
d=as.factor(d)
data_increment=xtabs(q.wd~w+d)
mean(q.wd)
var(q.wd)

a=as.vector(data_increment)

Orig.ODP=glm(q.wd~w+d,quasipoisson)
summary(Orig.ODP)
coefs=exp(as.numeric(coef(Orig.ODP)))
alpha=c(1,coefs[2:TT])*coefs[1]
beta=c(1,coefs[(TT+1):(2*TT-1)])
parameter=data.frame(alpha=alpha,beta=beta)
ODP.fits=alpha%*%t(beta)
future=row(ODP.fits)+col(ODP.fits)-1>TT
future1=as.numeric(future)

prediksi=ODP.fits*(1-future1)
b=as.vector(prediksi)

MSE=sum((data_increment-prediksi)^2)/length(q.wd)
RMSE=sqrt(MSE)

n=length(a)
PE=array(NA,dim=c(n))
for(i in 1:n){
  PE[i]=abs((a[i]-b[i])/a[i])*100
}
MAPE=mean(PE,na.rm=TRUE)
MAPE

ODP.reserve=sum(ODP.fits[future])
```

Lampiran 2 *Syntax R* (*output*) *Generalized Linear Model*

```
> ##STAGE GLM
> q.wd=scan(n=55)
1: 1625687     2487575 2582615 2657272 2708019 2747724 2778989 2798450
        2808802 2816065
11: 1417222     2084955 2219533 2305539 2360507 2397460 2423087 2433306
        2442164
20: 1393312     2089014 2259258 2348332 2395746 2430149 2448193 2460195
28: 1727381     2541248 2705065 2785089 2838970 2863755 2887334
35: 1515913     2281651 2455005 2542358 2584976 2613847
41: 1432242     2207756 2395595 2474797 2515831
46: 1437054     2237846 2393926 2464847
50: 1408310     2198684 2339944
53: 1378712     2027588
55: 1197313
Read 55 items
>
> n=length(q.wd)
> TT=trunc(sqrt(2*n))
> w=rep(1:TT,TT:1)
> w=as.factor(w)
> d=sequence(TT:1)
> d=as.factor(d)
> data_increment=xtabs(q.wd~w+d)
> a=as.vector(data_increment)
> Orig.ODP=glm(q.wd~w+d,quasipoisson)
> summary(Orig.ODP)

Call:
glm(formula = q.wd ~ w + d, family = quasipoisson)

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-32.390   -8.785    0.000    7.894   39.383

Coefficients:
             Estimate Std. Error  t value Pr(>|t|)
(Intercept) 14.288858   0.006033 2368.308  < 2e-16 ***
w2          -0.144030   0.005215  -27.618  < 2e-16 ***
w3          -0.134041   0.005475  -24.481  < 2e-16 ***
w4           0.043143   0.005509    7.832 2.75e-09 ***
w5          -0.055316   0.006012   -9.201 5.47e-11 ***
w6          -0.087163   0.006537  -13.334 1.71e-15 ***
w7          -0.086286   0.007194  -11.995 3.90e-14 ***
w8          -0.107967   0.008283  -13.035 3.37e-15 ***
w9          -0.168577   0.010447  -16.137  < 2e-16 ***
w10         -0.293268   0.016760  -17.498  < 2e-16 ***
d2           0.413063   0.006040   68.393  < 2e-16 ***
d3           0.479543   0.006170   77.721  < 2e-16 ***
d4           0.511630   0.006357   80.489  < 2e-16 ***
d5           0.530120   0.006598   80.345  < 2e-16 ***
d6           0.541595   0.006913   78.342  < 2e-16 ***
d7           0.550688   0.007362   74.806  < 2e-16 ***
d8           0.558717   0.008133   68.697  < 2e-16 ***
d9           0.561342   0.009290   60.427  < 2e-16 ***
d10          0.561993   0.011847   47.437  < 2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
```

```
(Dispersion parameter for quasipoisson family taken to be 292.7466)

    Null deviance: 5260770  on 54  degrees of freedom
Residual deviance:   10530  on 36  degrees of freedom
AIC: NA

Number of Fisher Scoring iterations: 3

> coefs=exp(as.numeric(coef(Orig.ODP)))
> alpha=c(1,coefs[2:TT])*coefs[1]
> alpha
 [1] 1605359 1390019 1403973 1676135 1518969 1471356 1472647 1441062
1356313 1197313
> beta=c(1,coefs[(TT+1):(2*TT-1)])
> beta
 [1] 1.000000 1.511440 1.615335 1.668008 1.699136 1.718745 1.734446
1.748429 1.753023 1.754165
> parameter=data.frame(alpha=alpha,beta=beta)
> parameter
     alpha     beta
1  1605359 1.000000
2  1390019 1.511440
3  1403973 1.615335
4  1676135 1.668008
5  1518969 1.699136
6  1471356 1.718745
7  1472647 1.734446
8  1441062 1.748429
9  1356313 1.753023
10 1197313 1.754165
> ODP.fits=alpha%*%t(beta)
> future=row(ODP.fits)+col(ODP.fits)-1>TT
> future1=as.numeric(future)
> prediksi=ODP.fits*(1-future1)
> b=as.vector(prediksi)
> MSE=sum((data_increment-prediksi)^2)/length(q.wd)
> MSE
[1] 371066693
> RMSE=sqrt(MSE)
> RMSE
[1] 19263.09
> n=length(a)
> PE=array(NA,dim=c(n))
> for(i in 1:n){
+   PE[i]=abs((a[i]-b[i])/a[i])*100
+ }
> MAPE=mean(PE,na.rm=TRUE)
> MAPE
[1] 0.7333401
> ODP.reserve=sum(ODP.fits[future])
> ODP.reserve
[1] 109104405
```

Lampiran 3 *Syntax R Bootstrap* 1000 kali

```
##STAGE GLM
q.wd=scan(n=55)
n=length(q.wd)
TT=trunc(sqrt(2*n))
w=rep(1:TT,TT:1)
w=as.factor(w)
d=sequence(TT:1)
d=as.factor(d)

Orig.ODP=glm(q.wd~w+d,quasipoisson)
coefs=exp(as.numeric(coef(Orig.ODP)))
alpha=c(1,coefs[2:TT])*coefs[1]
beta=c(1,coefs[(TT+1):(2*TT-1)])
parameter=data.frame(alpha=alpha,beta=beta)
ODP.fits=alpha%*%t(beta)
future=row(ODP.fits)+col(ODP.fits)-1>TT
ODP.reserve=sum(ODP.fits[future])
mean(q.wd)
var(q.wd)


##STAGE BOOTSTRAP (Pearson Residual)
Prs.resid=(q.wd-fitted(Orig.ODP))/sqrt(fitted(Orig.ODP))
p=2*TT-1
dispersi=sum(Prs.resid^2)/(n-p)
Adj.Prs.resid=Prs.resid*sqrt(n/(n-p))

q.wd1=xtabs(q.wd~w+d)
a1=as.vector(q.wd1)

ww=row(q.wd1);dd=col(q.wd1)
q.wd1=as.vector(q.wd1)
future1=as.numeric(ww+dd-1>TT)
ww=as.factor(ww);dd=as.factor(dd)
Full.ODP=glm(q.wd1~ww+dd,fam=quasipoisson,weight=1-future1)
Sig=vcov(Full.ODP);X=model.matrix(Full.ODP)
Cov.eta=X%*%Sig%*%t(X)
mu.hat=fitted(Full.ODP)*future1
pe2=dispersi*sum(mu.hat)+t(mu.hat)%*%Cov.eta%*%mu.hat
cat("Total reserve=",sum(mu.hat),"SEP=",sqrt(pe2),"\n")

set.seed(6345789)
nBoot=1000
payments=reserves=numeric(nBoot) ##take the last result of bootstrap
for(boots in 1 :nBoot){ ##start of Bootstrap loop
  Boot.qwd=sample(Adj.Prs.resid,n,replace = TRUE)
  Boot.qwd=Boot.qwd*sqrt(fitted(Orig.ODP))+fitted(Orig.ODP)
  Boot.qwd=pmax(Boot.qwd,0) ##set "observation" <0 to 0
  Boot.ODP=glm(Boot.qwd~w+d,quasipoisson)
  coefs=exp(as.numeric(coef(Boot.ODP)))
```

```
  Boot.alpha=c(1,coefs[2:TT])*coefs[1]
  Boot.beta=c(1,coefs[(TT+1):(2*TT-1)])
  Boot.par=data.frame(alpha.b=Boot.alpha,beta.b=Boot.beta)
  Boot.fits=Boot.alpha%*%t(Boot.beta)
  Boot.reserve=sum(Boot.fits[future1])
  Boot.totpayments=dispersi*rpois(1,Boot.reserve/dispersi)
  reserves[boots]=Boot.reserve
  payments[boots]=Boot.totpayments}

future_Bootstrap=row(Boot.fits)+col(Boot.fits)-1>TT
future_Bootstrap1=as.numeric(future_Bootstrap)

prediksi_Bootstrap=Boot.fits*(1-future_Bootstrap1)
b1=as.vector(prediksi_Bootstrap)

MSE_Bootstrap=sum((q.wd1-prediksi_Bootstrap)^2)/length(q.wd)
RMSE_Bootstrap=sqrt(MSE_Bootstrap)

n1=length(a1)
PE1=array(NA,dim=c(n1))
for(i in 1:n1){
  PE1[i]=abs((a1[i]-b1[i])/a1[i])*100
}
MAPE_Bootstrap=mean(PE1,na.rm = TRUE)
```

Lampiran 4 *Syntax R* (*output*) *Bootstrap* 1000 kali

```
> ##STAGE GLM
> q.wd=scan(n=55)
1: 1625687      2487575 2582615 2657272 2708019 2747724 2778989 2798450
         2808802 2816065
11: 1417222     2084955 2219533 2305539 2360507 2397460 2423087 2433306
         2442164
20: 1393312     2089014 2259258 2348332 2395746 2430149 2448193 2460195
28: 1727381     2541248 2705065 2785089 2838970 2863755 2887334
35: 1515913     2281651 2455005 2542358 2584976 2613847
41: 1432242     2207756 2395595 2474797 2515831
46: 1437054     2237846 2393926 2464847
50: 1408310     2198684 2339944
53: 1378712     2027588
55: 1197313
Read 55 items
>
> n=length(q.wd)
> TT=trunc(sqrt(2*n))
> w=rep(1:TT,TT:1)
> w=as.factor(w)
> d=sequence(TT:1)
> d=as.factor(d)
> Orig.ODP=glm(q.wd~w+d,quasipoisson)
> coefs=exp(as.numeric(coef(Orig.ODP)))
> alpha=c(1,coefs[2:TT])*coefs[1]
> beta=c(1,coefs[(TT+1):(2*TT-1)])
> parameter=data.frame(alpha=alpha,beta=beta)
> ODP.fits=alpha%*%t(beta)
> future=row(ODP.fits)+col(ODP.fits)-1>TT
> ODP.reserve=sum(ODP.fits[future])
> mean(q.wd)
[1] 2297676
> var(q.wd)
[1] 205635803448
> ##STAGE BOOTSTRAP (Pearson Residual)
> Prs.resid=(q.wd-fitted(Orig.ODP))/sqrt(fitted(Orig.ODP))
> p=2*TT-1
> dispersi=sum(Prs.resid^2)/(n-p)
> Adj.Prs.resid=Prs.resid*sqrt(n/(n-p))
> q.wd1=xtabs(q.wd~w+d)
> a1=as.vector(q.wd1)
> ww=row(q.wd1);dd=col(q.wd1)
> q.wd1=as.vector(q.wd1)
> future1=as.numeric(ww+dd-1>TT)
> ww=as.factor(ww);dd=as.factor(dd)
> Full.ODP=glm(q.wd1~ww+dd,fam=quasipoisson,weight=1-future1)
> Sig=vcov(Full.ODP);X=model.matrix(Full.ODP)
Warning message:
In summary.glm(object, ...) :
  observations with zero weight not used for calculating dispersion
> Cov.eta=X%*%Sig%*%t(X)
> mu.hat=fitted(Full.ODP)*future1
> pe2=dispersi*sum(mu.hat)+t(mu.hat)%*%Cov.eta%*%mu.hat
> cat("Total reserve=",sum(mu.hat),"SEP=",sqrt(pe2),"\n")
Total reserve= 109104405 SEP= 588534.4
> set.seed(6345789)
> nBoot=1000
```

```
> payments=reserves=numeric(nBoot) ##take the last result of bootstr
ap
> for(boots in 1 :nBoot){ ##start of Bootstrap loop
+   Boot.qwd=sample(Adj.Prs.resid,n,replace = TRUE)
+   Boot.qwd=Boot.qwd*sqrt(fitted(Orig.ODP))+fitted(Orig.ODP)
+   Boot.qwd=pmax(Boot.qwd,0) ##set "observation" <0 to 0
+   Boot.ODP=glm(Boot.qwd~w+d,quasipoisson)
+   coefs=exp(as.numeric(coef(Boot.ODP)))
+   Boot.alpha=c(1,coefs[2:TT])*coefs[1]
+   Boot.beta=c(1,coefs[(TT+1):(2*TT-1)])
+   Boot.par=data.frame(alpha.b=Boot.alpha,beta.b=Boot.beta)
+   Boot.fits=Boot.alpha%*%t(Boot.beta)
+   Boot.reserve=sum(Boot.fits[future1])
+   Boot.totpayments=dispersi*rpois(1,Boot.reserve/dispersi)
+   reserves[boots]=Boot.reserve
+   payments[boots]=Boot.totpayments}
> Boot.ODP
Call:  glm(formula = Boot.qwd ~ w + d, family = quasipoisson)

Coefficients:
(Intercept)           w2           w3           w4           w5
w6           w7           w8           w9
   14.29436     -0.15212     -0.13722      0.04064     -0.05382
-0.09186     -0.08394     -0.11202     -0.18322
        w10           d2           d3           d4           d5
d6           d7           d8           d9
   -0.29267      0.41439      0.47273      0.50637      0.53013
0.54188      0.54549      0.56216      0.56280
        d10
    0.56047

Degrees of Freedom: 54 Total (i.e. Null);  36 Residual
Null Deviance:      5283000
Residual Deviance: 12200      AIC: NA
> Boot.reserve
[1] 72639822
> future_Bootstrap=row(Boot.fits)+col(Boot.fits)-1>TT
> future_Bootstrap1=as.numeric(future_Bootstrap)
> prediksi_Bootstrap=Boot.fits*(1-future_Bootstrap1)
> b1=as.vector(prediksi_Bootstrap)
> MSE_Bootstrap=sum((q.wd1-prediksi_Bootstrap)^2)/length(q.wd)
> MSE
[1] 371066693
> n1=length(a1)
> PE1=array(NA,dim=c(n1))
> for(i in 1:n1){
+   PE1[i]=abs((a1[i]-b1[i])/a1[i])*100
+ }
> MAPE_Bootstrap=mean(PE1,na.rm = TRUE)
> MAPE_Bootstrap
[1] 0.8638747
> RMSE_Bootstrap=sqrt(MSE_Bootstrap)
> RMSE_Bootstrap
[1] 22115.89
```

Lampiran 5 *Syntax R Bootstrap* 10.000 kali

```
##STAGE GLM
q.wd=scan(n=55)
n=length(q.wd)
TT=trunc(sqrt(2*n))
w=rep(1:TT,TT:1)
w=as.factor(w)
d=sequence(TT:1)
d=as.factor(d)

Orig.ODP=glm(q.wd~w+d,quasipoisson)
coefs=exp(as.numeric(coef(Orig.ODP)))
alpha=c(1,coefs[2:TT])*coefs[1]
beta=c(1,coefs[(TT+1):(2*TT-1)])
parameter=data.frame(alpha=alpha,beta=beta)
ODP.fits=alpha%*%t(beta)
future=row(ODP.fits)+col(ODP.fits)-1>TT
ODP.reserve=sum(ODP.fits[future])
mean(q.wd)
var(q.wd)

##STAGE BOOTSTRAP (Pearson Residual)
Prs.resid=(q.wd-fitted(Orig.ODP))/sqrt(fitted(Orig.ODP))
p=2*TT-1
dispersi=sum(Prs.resid^2)/(n-p)
Adj.Prs.resid=Prs.resid*sqrt(n/(n-p))

q.wd1=xtabs(q.wd~w+d)
a1=as.vector(q.wd1)

ww=row(q.wd1);dd=col(q.wd1)
q.wd1=as.vector(q.wd1)
future1=as.numeric(ww+dd-1>TT)
ww=as.factor(ww);dd=as.factor(dd)
Full.ODP=glm(q.wd1~ww+dd,fam=quasipoisson,weight=1-future1)
Sig=vcov(Full.ODP);X=model.matrix(Full.ODP)
Cov.eta=X%*%Sig%*%t(X)
mu.hat=fitted(Full.ODP)*future1
pe2=dispersi*sum(mu.hat)+t(mu.hat)%*%Cov.eta%*%mu.hat
cat("Total reserve=",sum(mu.hat),"SEP=",sqrt(pe2),"\n")

set.seed(6345789)
nBoot=10000
payments=reserves=numeric(nBoot) ##take the last result of bootstrap
for(boots in 1 :nBoot){ ##start of Bootstrap loop
  Boot.qwd=sample(Adj.Prs.resid,n,replace = TRUE)
  Boot.qwd=Boot.qwd*sqrt(fitted(Orig.ODP))+fitted(Orig.ODP)
  Boot.qwd=pmax(Boot.qwd,0) ##set "observation" <0 to 0
  Boot.ODP=glm(Boot.qwd~w+d,quasipoisson)
  coefs=exp(as.numeric(coef(Boot.ODP)))
  Boot.alpha=c(1,coefs[2:TT])*coefs[1]
```

```
  Boot.beta=c(1,coefs[(TT+1):(2*TT-1)])
  Boot.par=data.frame(alpha.b=Boot.alpha,beta.b=Boot.beta)
  Boot.fits=Boot.alpha%*%t(Boot.beta)
  Boot.reserve=sum(Boot.fits[future1])
  Boot.totpayments=dispersi*rpois(1,Boot.reserve/dispersi)
  reserves[boots]=Boot.reserve
  payments[boots]=Boot.totpayments}

future_Bootstrap=row(Boot.fits)+col(Boot.fits)-1>TT
future_Bootstrap1=as.numeric(future_Bootstrap)

prediksi_Bootstrap=Boot.fits*(1-future_Bootstrap1)
b1=as.vector(prediksi_Bootstrap)

MSE_Bootstrap=sum((q.wd1-prediksi_Bootstrap)^2)/length(q.wd)
RMSE_Bootstrap=sqrt(MSE_Bootstrap)

n1=length(a1)
PE1=array(NA,dim=c(n1))
for(i in 1:n1){
  PE1[i]=abs((a1[i]-b1[i])/a1[i])*100
}
MAPE_Bootstrap=mean(PE1,na.rm = TRUE)
```

Lampiran 6 *Syntax R* (*output*) *Bootstrap* 10.000 kali

```
> ##STAGE GLM
> q.wd=scan(n=55)
1: 1625687      2487575 2582615 2657272 2708019 2747724 2778989 2798450
        2808802 2816065
11: 1417222     2084955 2219533 2305539 2360507 2397460 2423087 2433306
        2442164
20: 1393312     2089014 2259258 2348332 2395746 2430149 2448193 2460195
28: 1727381     2541248 2705065 2785089 2838970 2863755 2887334
35: 1515913     2281651 2455005 2542358 2584976 2613847
41: 1432242     2207756 2395595 2474797 2515831
46: 1437054     2237846 2393926 2464847
50: 1408310     2198684 2339944
53: 1378712     2027588
55: 1197313
Read 55 items
>
> n=length(q.wd)
> TT=trunc(sqrt(2*n))
> w=rep(1:TT,TT:1)
> w=as.factor(w)
> d=sequence(TT:1)
> d=as.factor(d)
> Orig.ODP=glm(q.wd~w+d,quasipoisson)
> coefs=exp(as.numeric(coef(Orig.ODP)))
> alpha=c(1,coefs[2:TT])*coefs[1]
> beta=c(1,coefs[(TT+1):(2*TT-1)])
> parameter=data.frame(alpha=alpha,beta=beta)
> ODP.fits=alpha%*%t(beta)
> future=row(ODP.fits)+col(ODP.fits)-1>TT
> ODP.reserve=sum(ODP.fits[future])
> mean(q.wd)
[1] 2297676
> var(q.wd)
[1] 205635803448
> ##STAGE BOOTSTRAP (Pearson Residual)
> Prs.resid=(q.wd-fitted(Orig.ODP))/sqrt(fitted(Orig.ODP))
> p=2*TT-1
> dispersi=sum(Prs.resid^2)/(n-p)
> Adj.Prs.resid=Prs.resid*sqrt(n/(n-p))
> q.wd1=xtabs(q.wd~w+d)
> a1=as.vector(q.wd1)
> ww=row(q.wd1);dd=col(q.wd1)
> q.wd1=as.vector(q.wd1)
> future1=as.numeric(ww+dd-1>TT)
> ww=as.factor(ww);dd=as.factor(dd)
> Full.ODP=glm(q.wd1~ww+dd,fam=quasipoisson,weight=1-future1)
> Sig=vcov(Full.ODP);X=model.matrix(Full.ODP)
Warning message:
In summary.glm(object, ...) :
  observations with zero weight not used for calculating dispersion
> Cov.eta=X%*%Sig%*%t(X)
> mu.hat=fitted(Full.ODP)*future1
> pe2=dispersi*sum(mu.hat)+t(mu.hat)%*%Cov.eta%*%mu.hat
> cat("Total reserve=",sum(mu.hat),"SEP=",sqrt(pe2),"\n")
Total reserve= 109104405 SEP= 588534.4
> set.seed(6345789)
> nBoot=10000
```

```
> payments=reserves=numeric(nBoot) ##take the last result of bootstr
ap
> for(boots in 1 :nBoot){ ##start of Bootstrap loop
+   Boot.qwd=sample(Adj.Prs.resid,n,replace = TRUE)
+   Boot.qwd=Boot.qwd*sqrt(fitted(Orig.ODP))+fitted(Orig.ODP)
+   Boot.qwd=pmax(Boot.qwd,0) ##set "observation" <0 to 0
+   Boot.ODP=glm(Boot.qwd~w+d,quasipoisson)
+   coefs=exp(as.numeric(coef(Boot.ODP)))
+   Boot.alpha=c(1,coefs[2:TT])*coefs[1]
+   Boot.beta=c(1,coefs[(TT+1):(2*TT-1)])
+   Boot.par=data.frame(alpha.b=Boot.alpha,beta.b=Boot.beta)
+   Boot.fits=Boot.alpha%*%t(Boot.beta)
+   Boot.reserve=sum(Boot.fits[future1])
+   Boot.totpayments=dispersi*rpois(1,Boot.reserve/dispersi)
+   reserves[boots]=Boot.reserve
+   payments[boots]=Boot.totpayments}
> Boot.ODP
Call:  glm(formula = Boot.qwd ~ w + d, family = quasipoisson)

Coefficients:
(Intercept)           w2           w3           w4           w5
w6           w7           w8           w9
   14.28271     -0.14367     -0.13180      0.04376     -0.05871
-0.08011     -0.08923     -0.10598     -0.16461
        w10           d2           d3           d4           d5
d6           d7           d8           d9
   -0.29734      0.41800      0.48390      0.52556      0.54392
0.54001      0.55627      0.56742      0.56433
        d10
    0.57070

Degrees of Freedom: 54 Total (i.e. Null);  36 Residual
Null Deviance:      5363000
Residual Deviance: 9696        AIC: NA
> Boot.reserve
[1] 71798537
> future_Bootstrap=row(Boot.fits)+col(Boot.fits)-1>TT
> future_Bootstrap1=as.numeric(future_Bootstrap)
> prediksi_Bootstrap=Boot.fits*(1-future_Bootstrap1)
> b1=as.vector(prediksi_Bootstrap)
> MSE_Bootstrap=sum((q.wd1-prediksi_Bootstrap)^2)/length(q.wd)
> RMSE_Bootstrap=sqrt(MSE_Bootstrap)
> MSE_Bootstrap
[1] 574517670
> RMSE_Bootstrap
[1] 23969.1
> n1=length(a1)
> PE1=array(NA,dim=c(n1))
> for(i in 1:n1){
+   PE1[i]=abs((a1[i]-b1[i])/a1[i])*100
+ }
> MAPE_Bootstrap=mean(PE1,na.rm = TRUE)
> MAPE_Bootstrap
[1] 0.9238724
```

Lampiran 7 *Syntax R Bootstrap* 100.000 kali

```
##STAGE GLM
q.wd=scan(n=55)
n=length(q.wd)
TT=trunc(sqrt(2*n))
w=rep(1:TT,TT:1)
w=as.factor(w)
d=sequence(TT:1)
d=as.factor(d)

Orig.ODP=glm(q.wd~w+d,quasipoisson)
coefs=exp(as.numeric(coef(Orig.ODP)))
alpha=c(1,coefs[2:TT])*coefs[1]
beta=c(1,coefs[(TT+1):(2*TT-1)])
parameter=data.frame(alpha=alpha,beta=beta)
ODP.fits=alpha%*%t(beta)
future=row(ODP.fits)+col(ODP.fits)-1>TT
ODP.reserve=sum(ODP.fits[future])
mean(q.wd)
var(q.wd)

##STAGE BOOTSTRAP (Pearson Residual)
Prs.resid=(q.wd-fitted(Orig.ODP))/sqrt(fitted(Orig.ODP))
p=2*TT-1
dispersi=sum(Prs.resid^2)/(n-p)
Adj.Prs.resid=Prs.resid*sqrt(n/(n-p))

q.wd1=xtabs(q.wd~w+d)
a1=as.vector(q.wd1)

ww=row(q.wd1);dd=col(q.wd1)
q.wd1=as.vector(q.wd1)
future1=as.numeric(ww+dd-1>TT)
ww=as.factor(ww);dd=as.factor(dd)
Full.ODP=glm(q.wd1~ww+dd,fam=quasipoisson,weight=1-future1)
Sig=vcov(Full.ODP);X=model.matrix(Full.ODP)
Cov.eta=X%*%Sig%*%t(X)
mu.hat=fitted(Full.ODP)*future1
pe2=dispersi*sum(mu.hat)+t(mu.hat)%*%Cov.eta%*%mu.hat
cat("Total reserve=",sum(mu.hat),"SEP=",sqrt(pe2),"\n")

set.seed(6345789)
nBoot=100000
payments=reserves=numeric(nBoot) ##take the last result of bootstrap
for(boots in 1 :nBoot){ ##start of Bootstrap loop
  Boot.qwd=sample(Adj.Prs.resid,n,replace = TRUE)
  Boot.qwd=Boot.qwd*sqrt(fitted(Orig.ODP))+fitted(Orig.ODP)
  Boot.qwd=pmax(Boot.qwd,0) ##set "observation" <0 to 0
  Boot.ODP=glm(Boot.qwd~w+d,quasipoisson)
  coefs=exp(as.numeric(coef(Boot.ODP)))
  Boot.alpha=c(1,coefs[2:TT])*coefs[1]
```

```
  Boot.beta=c(1,coefs[(TT+1):(2*TT-1)])
  Boot.par=data.frame(alpha.b=Boot.alpha,beta.b=Boot.beta)
  Boot.fits=Boot.alpha%*%t(Boot.beta)
  Boot.reserve=sum(Boot.fits[future1])
  Boot.totpayments=dispersi*rpois(1,Boot.reserve/dispersi)
  reserves[boots]=Boot.reserve
  payments[boots]=Boot.totpayments}

future_Bootstrap=row(Boot.fits)+col(Boot.fits)-1>TT
future_Bootstrap1=as.numeric(future_Bootstrap)

prediksi_Bootstrap=Boot.fits*(1-future_Bootstrap1)
b1=as.vector(prediksi_Bootstrap)

MSE_Bootstrap=sum((q.wd1-prediksi_Bootstrap)^2)/length(q.wd)
RMSE_Bootstrap=sqrt(MSE_Bootstrap)

n1=length(a1)
PE1=array(NA,dim=c(n1))
for(i in 1:n1){
  PE1[i]=abs((a1[i]-b1[i])/a1[i])*100
}
MAPE_Bootstrap=mean(PE1,na.rm = TRUE)
```

Lampiran 8 *Syntax R* (*output*) *Bootstrap* 100.000 kali

```
> ##STAGE GLM
> q.wd=scan(n=55)
1: 1625687       2487575 2582615 2657272 2708019 2747724 2778989 2798450
        2808802 2816065
11: 1417222      2084955 2219533 2305539 2360507 2397460 2423087 2433306
        2442164
20: 1393312      2089014 2259258 2348332 2395746 2430149 2448193 2460195
28: 1727381      2541248 2705065 2785089 2838970 2863755 2887334
35: 1515913      2281651 2455005 2542358 2584976 2613847
41: 1432242      2207756 2395595 2474797 2515831
46: 1437054      2237846 2393926 2464847
50: 1408310      2198684 2339944
53: 1378712      2027588
55: 1197313
Read 55 items
>
> n=length(q.wd)
> TT=trunc(sqrt(2*n))
> w=rep(1:TT,TT:1)
> w=as.factor(w)
> d=sequence(TT:1)
> d=as.factor(d)
> Orig.ODP=glm(q.wd~w+d,quasipoisson)
> coefs=exp(as.numeric(coef(Orig.ODP)))
> alpha=c(1,coefs[2:TT])*coefs[1]
> beta=c(1,coefs[(TT+1):(2*TT-1)])
> parameter=data.frame(alpha=alpha,beta=beta)
> ODP.fits=alpha%*%t(beta)
> future=row(ODP.fits)+col(ODP.fits)-1>TT
> ODP.reserve=sum(ODP.fits[future])
> mean(q.wd)
[1] 2297676
> var(q.wd)
[1] 205635803448
> ##STAGE BOOTSTRAP (Pearson Residual)
> Prs.resid=(q.wd-fitted(Orig.ODP))/sqrt(fitted(Orig.ODP))
> p=2*TT-1
> dispersi=sum(Prs.resid^2)/(n-p)
> Adj.Prs.resid=Prs.resid*sqrt(n/(n-p))
> q.wd1=xtabs(q.wd~w+d)
> a1=as.vector(q.wd1)
> ww=row(q.wd1);dd=col(q.wd1)
> q.wd1=as.vector(q.wd1)
> future1=as.numeric(ww+dd-1>TT)
> ww=as.factor(ww);dd=as.factor(dd)
> Full.ODP=glm(q.wd1~ww+dd,fam=quasipoisson,weight=1-future1)
> Sig=vcov(Full.ODP);X=model.matrix(Full.ODP)
Warning message:
In summary.glm(object, ...) :
  observations with zero weight not used for calculating dispersion
> Cov.eta=X%*%Sig%*%t(X)
> mu.hat=fitted(Full.ODP)*future1
> pe2=dispersi*sum(mu.hat)+t(mu.hat)%*%Cov.eta%*%mu.hat
> cat("Total reserve=",sum(mu.hat),"SEP=",sqrt(pe2),"\n")
Total reserve= 109104405 SEP= 588534.4
> set.seed(6345789)
> nBoot=100000
```

```
> payments=reserves=numeric(nBoot) ##take the last result of bootstr
ap
> for(boots in 1 :nBoot){ ##start of Bootstrap loop
+   Boot.qwd=sample(Adj.Prs.resid,n,replace = TRUE)
+   Boot.qwd=Boot.qwd*sqrt(fitted(Orig.ODP))+fitted(Orig.ODP)
+   Boot.qwd=pmax(Boot.qwd,0) ##set "observation" <0 to 0
+   Boot.ODP=glm(Boot.qwd~w+d,quasipoisson)
+   coefs=exp(as.numeric(coef(Boot.ODP)))
+   Boot.alpha=c(1,coefs[2:TT])*coefs[1]
+   Boot.beta=c(1,coefs[(TT+1):(2*TT-1)])
+   Boot.par=data.frame(alpha.b=Boot.alpha,beta.b=Boot.beta)
+   Boot.fits=Boot.alpha%*%t(Boot.beta)
+   Boot.reserve=sum(Boot.fits[future1])
+   Boot.totpayments=dispersi*rpois(1,Boot.reserve/dispersi)
+   reserves[boots]=Boot.reserve
+   payments[boots]=Boot.totpayments}
> Boot.ODP

Call:  glm(formula = Boot.qwd ~ w + d, family = quasipoisson)

Coefficients:
(Intercept)           w2           w3           w4           w5
w6           w7           w8           w9
   14.28449     -0.14306     -0.13272      0.04852     -0.04844
-0.08761     -0.08014     -0.10576     -0.15426
        w10           d2           d3           d4           d5
d6           d7           d8           d9
   -0.28282      0.41376      0.47701      0.52197      0.53728
0.53437      0.54775      0.56195      0.57112
        d10
    0.56776

Degrees of Freedom: 54 Total (i.e. Null);  36 Residual
Null Deviance:      5265000
Residual Deviance: 7783         AIC: NA
> Boot.reserve
[1] 71926116
> future_Bootstrap=row(Boot.fits)+col(Boot.fits)-1>TT
> future_Bootstrap1=as.numeric(future_Bootstrap)
> prediksi_Bootstrap=Boot.fits*(1-future_Bootstrap1)
> b1=as.vector(prediksi_Bootstrap)
> MSE_Bootstrap=sum((q.wd1-prediksi_Bootstrap)^2)/length(q.wd)
> MSE_Bootstrap
[1] 596048052
> n1=length(a1)
> PE1=array(NA,dim=c(n1))
> for(i in 1:n1){
+   PE1[i]=abs((a1[i]-b1[i])/a1[i])*100
+ }
> MAPE_Bootstrap=mean(PE1,na.rm = TRUE)
> MAPE_Bootstrap
[1] 0.9097083
```