*Estimasi, Vol. 4, No. 1, Januari, 2023, Hal. 114-121*
*DOI: 10.20956/ejsa.vi.24113*

# Pemodelan Regresi *Bivariate Poisson Inverse Gaussian* pada Kasus Kematian Ibu dan Neonatal di Sulawesi Selatan

**Nurul Ikhsani[1], Anisa Kalondeng[2], Nirwan Ilyas[3*]**
**[123]Departemen Statistika, Fakultas MIPA, Universitas Hasanudin, Kota Makassar, 90245, Indonesia**
*** Corresponding author, email: ikhsaninurul0@gmail.com**

***Abstract***

*Overdispersion is a state with a variance value greater than the mean value so the Poisson Inverse Gaussian regression model is used. Meanwhile, to model two correlated response variables, the Bivariate Poisson Inverse Gaussian (BPIG) regression model was used. The BPIG model is a mixed- distributed model between the Poisson Bivariate and Gaussian Inverse distributions. The parameters of the BPIG regression model are estimated using Maximum Likelihood Estimation (MLE) with the Fisher Scoring algorithm. This study was applied to data on the number of maternal and neonatal deaths in South Sulawesi in 2019. The results obtained are predictor variables that affect the number of maternal and neonatal deaths in South Sulawesi in 2019, namely K4 services for pregnant women* ($X_1$)*, active birth control participants* ($X_2$)*, handling obstetric complications* ($X_3$)*, handling neonatal complications* ($X_4$) *and the number of health centers* ($X_5$).

**Keywords:** *BPIG distribution, MLE, Fisher Scoring, overdispersion, BPIG regression.*

**Abstrak**

Overdispersi merupakan keadaan dengan nilai varians lebih besar dibanding nilai meannya sehingga digunakan model regresi *Poisson Inverse Gaussian*. Sedangkan untuk memodelkan dua variabel respon yang berkorelasi, digunakan model regresi *Bivariate Poisson Inverse Gaussian* (BPIG). Model BPIG adalah model yang berdistribusi campuran antara distribusi *Bivariate Poisson* dan *Invers Gaussian*. Parameter model regresi BPIG diestimasi menggunakan *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) dengan algoritma *Fisher Scoring*. Penelitian ini diaplikasikan pada data jumlah kematian ibu dan neonatal di Sulawesi Selatan tahun 2019. Hasil yang diperoleh adalah variabel prediktor yang mempengaruhi jumlah kematian ibu dan neonatal di Sulawesi Selatan pada tahun 2019 yaitu pelayanan K4 ibu hamil ($X_1$), peserta KB aktif ($X_2$), penanganan komplikasi kebidanan ($X_3$), penanganan komplikasi neonatal ($X_4$) dan jumlah puskesmas ($X_5$).

**Kata Kunci:** *distribusi BPIG, MLE, Fisher Scoring, overdispersi, regresi BPIG.*

## 1. Pendahuluan

Data cacahan (*count data*) merupakan data yang menerangkan beberapa peristiwa yang terjadi selama periode masa tertentu. Regresi OLS (*Ordinary Least Square*) tidak dapat digunakan untuk pemodelan data cacahan. Hal ini disebabkan oleh pemodelan data menyanggah dua asumsi yang diperlukan regresi OLS yaitu error mengikuti distribusi normal dan mempunyai sifat homokedastisitas [1]. Oleh karena itu, *Generalized Linear Models* (GLMs) digunakan. Hal ini karena GLMs tidak mensyaratkan variabel respon berdistribusi normal dan memiliki varians yang homogen [2].

Regresi Poisson adalah salah satu anggota famili dari *Generalized Linear Models* (GLMs) yang bersumber dari distribusi poisson. Distribusi poisson adalah distribusi diskrit dan nilai variabel random dan nilai variabel random adalah bilangan bulat positif,maka cocok untuk memodelkan data cacahan. Distribusi poisson hanya ditentukan oleh satu parameter yang menggambarkan mean dan varians dari distribusi tersebut, sehingga regresi poisson mengasumsikan bahwa mean dan varians variabel respon harus sama (*equidispersion*). Namun dalam praktekny, asumsi tersebut sering dilanggar ketikavarians lebih kecil dari mean (*underdispersion*) atau ketika varians lebih besar dari mean (*overdispersion*). Sebagian besar data cacahan diketahui memiliki kasusoverdispersi [3].

Jika terdapat kasus overdispersi pada data, maka penerapan regresi Poisson kurang akurat untuk dianalisis. Hal ini dikarenakan pada nilai *standard error* akan mengakibatkan terjadinya *underestimate* (lebih kecil dari nilai sebenarnya). Akibatnya hasil kesimpulan yang ditemukan nanti menjadi tidak valid. Adapun langkah untuk mengatasi kejadian tersebut adalah dengan memilih sejumlah pemodelan yang merupakan kombinasi dari distribusi poisson dengan sejumlah distribusi baik diskrit maupun kontinu (*mixed Poisson distribution*). Salah satu *mixed Poisson distribution* yang kerap digunakan dalam penelitian untuk mengatasi kasus overdispersi adalahdistribusi *Poisson Inverse Gaussian* (PIG) [4].

Distribusi *Poisson Inverse Gaussian* (PIG) merupakan distribusi campuran antara distribusi poisson dan *inverse gaussian*. Dalam metode PIG, terdapat tahap pengestimasian parameter menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) yang berfungsi untuk memaksimumkan fungsi *likelihood*. Dalam proses tersebuttidak semuanya bisa diselesaikan dengan cara analitik. Jika diperoleh bentuk implisitdan non linear, maka dapat diselesaikan dengan menggunakan algoritma *Fisher scoring*. Algoritma *Fisher scoring* merupakan salah satu bentuk perluasan dari algoritma *Newton Raphson* [5].

Salah satu contoh data cacahan dalam lingkungan kesehatan adalah kasus kematian ibu dan kematian neonatal. Kematian ibu dan kematian neonatal merupakan dua hal yang saling berhubungan karena status gizi dan kesehatan ibu erat kaitannya dengan kesehatan bayi dalam kandungan. Menurut WHO, kematian ibu merupakan kematian wanita dalam periode kehamilan, persalinan, dan dalam kurun waktu 42 hari (6 minggu)setelah pasca persalinan dengan penyebab langsung dan tidak langsung terhadap kehamilan. Menurut UNICEF, lebih dari setengah kematian bayi, terjadi pada masa neonatus. Usia bayi 0-28 hari (masa neonatus) merupakan masa paling rentang untuk terkena berbagai masalah Kesehatan [6]. Oleh karena itu, diperlukan penelitian tentang jumlah kasus kematian ibu dan kematian neonatal dengan faktor yang mempengaruhi keduanya dengan menggunakan metode *Bivariate Poisson Inverse Gaussian* (BPIG).

# 2. Material dan Metode

## 2.1 Regresi Bivariate Poisson Inverse Gaussian

Jika terdapat dua variabel random $Y_1$ dan $Y_2$ yang berdistribusi poisson dan tidak saling bebas, yang mempunyai rata-rata $v\mu_1$ dan $v\mu_2$. Variabel $v$ merupakan variabel random yang berdistribusi *Inverse Gaussian*. Hal tersebut menunjukkan bahwa $Y_1$ dan $Y_2$ berdistribusi *mixed Poisson*, yaitu *Bivariate Poisson Inverse Gaussian* (BPIG). Distribusi BPIG memiliki fungsi kepadatan gabungan pada Persamaan (1) berikut [7]:

$$P(y_i|j=1,2) = e^{\frac{1}{\tau}} K_s(z) \left(\frac{2}{\pi\tau}\right)^{\frac{1}{2}} \left(1 + 2\tau \sum_{j=1}^{2} \mu_j\right)^{\frac{\left(2\sum_{j=1}^{2} y_j - 1\right)}{4}} \prod_{j=1}^{2} \frac{\mu_j^{y_j}}{y_j!} \tag{1}$$

dengan

$$z = \sqrt{\frac{1}{\tau^2} + \frac{2(\mu_1 + \mu_2)}{\tau}}$$

$$s = y_1 + y_2 - \frac{1}{2}$$

$K_s(z) = K_{y_1+y_2-\frac{1}{2}}\left(\frac{1}{\tau}\sqrt{2\tau(\mu_1+\mu_2)+1}\right)$ sebagai fungsi Bassel modifikasi jenis ketiga

Model regresi *Bivariate Poisson Inverse Gaussian* (BPIG) memiliki dua variabel responyang saling berkorelasi. Misalkan $y_{ij}$ sebagai variabel respon untuk pengamatan ke-$i$ dan variabel respon ke-$j$ dengan sampel random $Y_{1i}Y_{2i} \sim BPIG(\mu_{ij}, \tau)$ dimana $i = 1,2,..,n$ dan $j = 1,2$. Fungsi penghubung log natural (ln) diperlukan dalam pemodelan BPIG. Fungsi penghubung ln digunakan untuk menghubungkan parameter $\mu_{ij}$ dengan variabel penjelas. Sehingga model regresi BPIG dapa dilihat pada Persamaan (2) berikut[7]:

$$\begin{aligned} \ln(\mu_{ij}) &= \boldsymbol{X}_i^T \boldsymbol{\beta}_j + \varepsilon_{ij} \\ &= \exp\left(\boldsymbol{X}_i^T \boldsymbol{\beta}_j + \varepsilon_{ij}\right) \end{aligned} \tag{2}$$

dengan

$\boldsymbol{X}_i^T = \left[1\ X_{i1}\ X_{i2} \dots X_{ip}\right]_{1\times(p+1)}$ sebagai vektor variabel predictor $k = 1,2,\dots,p$ pada pengamatan ke-$i = 1,2,\dots,n$

$\boldsymbol{\beta}_j = \left[\beta_0\ \beta_1\ \beta_2 \dots\ \beta_{jp}\right]^T_{1\times(p+1)}$ sebagai vektor koefesien regresi

$\varepsilon_{ij}$ = galat

### 2.2 Algoritma *Fisher* Scoring

Algoritma *Fisher Scoring* merupakan salah satu bentuk perluasan dari metode Newton Raphson yang digunakan dalam statistik untuk menyelesaikan persamaan *Maximum Likelihood*. Algoritma *Fisher scoring* serupa dengan algoritma *Newton Raphson*, perbedaanya adalah *Fisher scoring* memerlukan matriks informasi. Matriks informasi tersebut adalah negatif dari nilai ekspektasi dari matriks turunan kedua fungsi yang akan dimaksimumkan sedangkan algoritma newton raphson memerlukan matriks turunan kedua dari nilai yang diamati. Persamaan iterasi *Fisher Scoring* dapat dilihat pada Persamaan (3) berikut:

$$\widehat{\boldsymbol{\theta}}_{(t+1)} = \widehat{\boldsymbol{\theta}} + \boldsymbol{I}^{-1}\left(\hat{\theta}_{(t)}\boldsymbol{D}\left(\hat{\theta}_{(t)}\right)\right) \tag{3}$$

Untuk $I_{(t)}$ sebagai taksiran ke-$t$ dari matriks informasi yang diamati. Matriks informasidalam penulisan ini yaitu $\boldsymbol{I}\left(\hat{\theta}_{(t)}\right) = -E\left[H\left(\hat{\theta}_{(t)}\right)\right]$[8].

### 2.3 Metode Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang merupakan data kasus kematian ibu dan kematian neonatal di Sulawesi Selatan tahun 2019. Unit pengamatan yang diambil adalah data di setiap kabupaten dan kotadi Provinsi Sulawesi Selatan. Data tersebut diperoleh dari *http://dinkes.sulselprov.go.id* tepatnya pada Profil Kesehatan Sulawesi Selatan tahun 2019 yang diterbitkan pada tahun 2020. Variabel penelitian ini terdiri dari variabel respon $(Y)$ dan variabel prediktor $(X)$. Variabel respon $(Y)$ yaitu jumlah kematian ibu $(Y_1)$ dan jumlah kematian neonatal $(Y2)$. Sedangkan variabel prediktornya yaitu pelayana K4 ibu hamil $(X_1)$, peserta KB aktif $(X_2)$, penanganan komplikasi kebidanan $(X_3)$, penanganan komplikasi neonatal $(X_4)$, dan jumlah puskesmas $(X_5)$.

Langkah-langkah yang dilakukan untuk menganalisis data adalah sebagai berikut.

1. Melakukan pengujian asumsi model regresi BPIG yaitu:
   a. Uji kecocokan distribusi *Bivariate Poisson*
   b. Uji korelasi variabel responc.Uji multikolinearitas
   c. Uji overdispersi
2. Melakukan penaksiran parameter model regresi BPIG dengan menggunakan metode
3. *Maximum Likelihood Estiamtion* (MLE) dengan algoritma *Fisher Scoring.*
4. Melakukan pengujian hipotesis parameter model regresi BPIG
5. Menginterpretasikan dan menarik kesimpulan dari model regresi BPIG yang telah diperoleh

# 3. Hasil dan Diskusi

## 3.1 Uji Asumsi Model Regresi Bivariate Poissin Inverse Gaussian

Adapun analisis awal sebelum mengestimasi parameter yakni melakukan ujiasumsi. Uji asumsi yang digunakan yaitu uji kecocokan distribusi *Bivariate Poisson*, uji korelasi, uji multikolinearitas, dan uji overdispresi. Uji kecocokan distribusi untuk mengetahui data berdistribusi *Bivariate Poisson* atau tidak dengan menggunakan pendekatan *indeks of dispersion test* $(I_B)$. Hasil yang diperoleh berdasarkan statistik uji yang digunakan yaitu:

$$\begin{aligned} I_B &= \frac{n\left(\bar{Y}_2 S_{Y_1}^2 - 2m_{11}^2 + \bar{Y}_1 S_{Y_2}^2\right)}{(\bar{Y}_1\bar{Y}_2 - m_{11}^2)} \\ &= \frac{24\left((29.75 \times 13) - 2(32.208)^2 + (6)(246687)\right)}{\left((6)(29.75) - (32.208)^2\right)} \\ &= 5.808 \end{aligned}$$

Nilai $I_B$ yang diperoleh sebesar 5.808. Nilai tersebut lebih kecil dari $\chi^2_{(0.05,45)} = 61.656$,maka keputusan yang diperoleh $H_0$ gagal ditolak. Sehingga kesimpulannya yaitu kasus kematian ibu dan neonatal mengikuti distribusi *Bivariate Poisson* pada taraf nyata 5%. Uji korelasi dilakukan untuk mengetahui kedua variabel respon yang digunakan saling berkorelasi atau tidak dengan menggunakan uji Korelasi *Pearson*. Hasil yang diperoleh berdasarkan output SPSS pada Tabel 1 berikut.

**Tabel 1** Uji Korelasi

| | **Kematian Ibu** | **Kematian Neonatal** | ***P-value*** |
|---|---|---|---|
| Kematian Ibu | 1 | 0.569 | 0.004 |
| Kematian Neonatal | 0.569 | 1 | |

Tabel 1 menunjukkan bahwa nilai *p-value* sebesar 0.004 lebih kecil dari $\alpha = 0.05$ yang berarti $H_0$ ditolak. Hal ini menunjukkan bahwa terdapat hubungan yang signifikan antara variabel respon kasus kematian ibu $(Y_1)$ dan neonatal $(Y_2)$.

Uji multikolinearitas dilakukan untuk mengetahui variabel prediktor saling berkorelasi atau tidak dengan melihat nilai VIF. Hasil yang diperoleh berdasarkanoutput SPSS ditunjukkan pada Tabel 2 berikut.

**Tabel 2** Uji Multikolinearitas

| **Variabel** | **VIF** | **Keterangan** |
|---|---|---|
| $X_1$ | 1.641 | Tidak Multikolinearitas |
| $X_2$ | 1.595 | Tidak Multikolinearitas |
| $X_3$ | 1.138 | Tidak Multikolinearitas |
| $X_4$ | 1.246 | Tidak Multikolinearitas |

| | | |
|---|---|---|
| $X_5$ | 1.263 | Tidak Multikolinearitas |

Dari Tabel 2 menunjukkan bahwa masing-masing variabel prediktor memiliki nilai VIF kurang dari 10 sehingga $H_0$ gagal ditolak. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat multikolineraitas antar variabel prediktor.

Uji overdispersi dilakukan untuk mengetahui data mengalami overdispersi atau tidak dengan menggunakan uji *deviance*. Hasil uji berdasarkan output SPSS ditunjukkanpada Tabel 3 berikut.

**Tabel 3** Uji Overdispersi

| **Variabel** | **Statistik Uji** |
|---|---|
| $Y_1$ | 2.081 |
| $Y_2$ | 5.099 |

Dari Tabel 3 menunjukkan bahwa nilai $\phi$ lebih besar dari 1 sehingga $H_0$ ditolak. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa kasus kematian ibu dan neonatal mengalami overdispersi. Berdasarkan pengujian asumsi model, didapatkan hasil bahwa kedua variabel berdistribusi *Bivariate Poisson*, mengalami overdispersi, dan saling berkorelasi. Sehingga dapat dilakukan analisis regresi BPIG.

### 3.2 Pemodelan Regresi *Bivariate* Poisson *Inverse Gaussian* pada Data Kematian Ibu dan Neonatal di Sulawesi Selatan Tahun 2019

Pemodelan data jumlah kematian ibu dan neonatal di Sulawesi Selatan menggunakan model regresi BPIG. Parameter model regresi BPIG diestimasi menggunakan metode MLE dengan algortima *Fisher Scoring*. Dengan bantuan *software* R-Studio, diperoleh estimasi parameter untuk membentuk model regresi BPIG seperti berikut.

$$\hat{\mu}_1 = \exp(-1.051 + 0.021x_1 + 0.007x_2 + 0.002x_3 - 0.008x_4 + 0.034x_5)$$
$$\hat{\mu}_2 = \exp(2.186 + 0.008x_1 - 0.019x_2 + 0.016x_3 - 0.003x_4 + 0.037x_5)$$

Hasil uji serentak untuk model regresi BPIG diatas didapatkan nilai statistic uji sebesar 1457.549 yang lebih besar dari nilai $\chi^2_{(0.05,10)} = 18.307$ sehingga $H_0$ ditolak. Artinya, paling sedikit ada variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon jumlah kematian ibu dan neonatal di Sulawesi Selatan. Oleh karena itu, diperlukan pengujian parsial untuk mengetahui variabel yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon.

Hasil uji parsial parameter $\boldsymbol{\beta}$ menunjukkan bahwa dengan tingkat signifikan $\alpha = 0.05$ dan nilai $\chi^2_{(0.05,1)} = 3.841$ sehingga $H_0$ ditolak . Artinya, variabel prediktor yang memengaruhi jumlah kematian ibu dan neonatal di Sulawesi Selatan pada tahun 2019 yaitu pelayanan K4 ibu hamil $(X_1)$, peserta KB aktif $(X_2)$, penanganan komplikasi kebidanan $(X_3)$, penanganan komplikasi neonatal $(X_4)$ dan jumlah puskesmas $(X_5)$.

Pada kasus jumlah kematian ibu, setiap penambahan 1% pelayanan K4 ibu hamil $(X_1)$, maka rata-rata jumlah kasus kematian ibu akan bertambah sebesar $\exp(-0.021) = 1.021$ dari rata-rata jumlah kasus kematian ibu semula apabila variabel prediktor lainnya tetap. Setiap penambahan 1% peserta KB aktif $(X_2)$, maka rata-rata jumlah kasus kematian ibu akan bertambah sebesar $exp(0.007) = 1.007$ dari rata-rata jumlah kasus kematian ibu semula apabila variabel prediktor lainnya tetap. Setiap penambahan 1% penanganan komplikasi kebidanan $(X_3)$, maka rata-rata jumlah kasus kematian ibu akan bertambah sebesar $exp(0.002) = 1.002$ dari rata-rata jumlah kasus kematian ibu semula apabila variabel prediktor lainnya tetap. Setiap penambahan 1% penanganankomplikasi neonatal $(X_4)$, maka rata-rata jumlah kasus kematian ibu akan menurun sebesar $\exp(-0.008) = 0.992$ dari rata-rata jumlah kasus kematian ibu semula apabila variabel prediktor lainnya tetap. Setiap penambahan 1% jumlah puskesmas $(X_5)$, maka rata-rata jumlah kasus kematian ibu akan bertambah sebesar $\exp(0.034) = 1.034$ dari rata-rata jumlah kasus kematian ibu semula apabila variabel prediktor lainnya tetap.

Pada kasus jumlah kematian neonatal, setiap penambahan 1% pelayanan K4 ibu hamil $(X_1)$, maka rata-rata jumlah kasus kematian neonatal akan bertambah sebesar $\exp(0.008) = 1.008$ dari rata-rata jumlah kasus kematian neonatal semula apabila variabel prediktor lainnya tetap. Setiap penambahan 1% peserta KB aktif $(X_2)$, maka rata-rata jumlah kasus kematian neonatal akan menurun sebesar $\exp(-0.019) = 0.981$ dari rata-rata jumlah kasus kematian neonatal semula apabila variabel prediktor lainnya tetap. Setiap penambahan 1% penanganan komplikasi kebidanan $(X_3)$, maka rata-rata jumlah kasus kematian neonatal akan bertambah sebesar $\exp(0.016) = 1.016$ dari rata- rata jumlah kasus kematian neonatal semula apabila variabel prediktor lainnya tetap. Setiap penambahan 1% penanganan komplikasi neonatal $(X_4)$, maka rata-rata jumlah kasus kematian neonatal akan menurun sebesar $exp(-0.003) = 0.997$ dari rata-rata jumlah kasus kematian neonatal semula apabila variabel lain tidak dilibatkan dalam model. Setiap penambahan 1% jumlah puskesmas $(X_5)$, maka rata-rata jumlah kasus kematian neonatal akan bertambah sebesar $\exp(0.037) = 1.037$ dari rata-rata jumlah kasus kematian neonatal semula apabila variabel prediktor lainnya tetap.

Beberapa interpretasi yang tidak sesuai dengan teori kesehatan, disebabkan oleh beberapa alasan. Salah satunya yaitu penggunaan data yang hanya menggunakan data 1 tahun, sehingga tidak dapat disimpulkan bahwa terjadi baik peningkatan atau penurunan kejadian kematian ibu maupun neonatal terkait faktor-faktor yang mempengaruhinya dalam kurun waktu tertentu.

## 4. Kesimpulan

Model regresi *Bivariate Poisson Inverse Gaussian* pada data jumlah kematian ibu dan neonatal di Sulawesi Selatan tahun 2019 sebagai berikut.

$\hat{\mu}_1 = \exp(-1.051 + 0.021x_1 + 0.007x_2 + 0.002x_3 - 0.008x_4 + 0.034x_5)$
$\hat{\mu}_2 = \exp(2.186 + 0.008x_1 - 0.019x_2 + 0.016x_3 - 0.003x_4 + 0.037x_5)$

Penelitian ini menggunakan pengestimasian parameter dengan menggunakan MLE dengan algoritma *Fisher Scoring.* Penelitian selanjutnya dapat menggunakan algoritma yang lain seperti algoritma *Nelder Mead*, algortima EM, dan sebagainya.

## Daftar Pustaka

[1] Sofyan, W. dkk., (2017). Pemodelan Angka Kematian Bayi Di Provinsi Jawa Barat Menggunakan Metode Regresi Poisson Inverse Gaussian ( PIG ).

[2] De Jong, P. & Heller, G.Z. (2008), *Generalized Linear Models for Insurance Data*, 1st edition, Cambridge University Press, New York.

[3] Purnamasari, I. (2016). *Parameter Estimation and Statistical Test in Modeling Geographically Weighted Poisson Inverse Gaussian Regression*. Tesis. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

[4] Jamaluddin (2019). *Pemodelan Faktor Yang Mempengaruhi Jumlah Kasus Hiv Di Provinsi Sulawesi Selatan Menggunakan Regresi Poisson Inverse Gaussian*. Skripsi. Makassar: Universitas Alauddin.

[5] Resmiasih, R. (2019). *Estimasi Model Linear Tergeneralisasi Log-Logistik Pada Data Uji Hidup Tersensor II Menggunakan Algoritma Fisher-Scoring*. Skripsi. Semarang: Universitas Negeri Semarang.

[6] Kementerian Kesehatan RI (2020). *Profil Kesehatan Indonesia Tahun 2019*. Jakarta.

[7] Mardalena dkk. (2021). Bivariate Poisson Inverse Gaussian Regression Model With Exposure Variable: Infant And Maternal Death Case Study. *Journal of Physics: Conference Series,* 1-9.

[8] Purba, S. A. (2018). *Maksimum Likelihood Berdasarkan Algoritma Newton Raphson, Fisher Scoring dan Expectation Maximization*. Tesis. Sumatera Utara: *Universitas Sumatera Utara.*