

DAFTAR PUSTAKA

- Afri, L. E. (2017). Perbandingan Regresi Binomial Negatif Dan Regresi Conway Maxwell Poisson Dalam Mengatasi Overdispersi Pada Regresi Poisson. *Jurnal Gantang*.
- Agresti, A. (2002). *Categorical Data Analysis, Second Edition*. New York: John Wiley & Sons.
- Ariani, P. M. (2018). Analisis Faktor yang Berpengaruh Terhadap Pencegahan Penyakit DBD di Provinsi Jawa Tengah Menggunakan Regresi Binomial Negatif. Yogyakarta: Universitas Islam Indonesia
- Aulele, S. N. (2012). Pemodelan Jumlah Kematian Bayi di Provinsi Maluku Tahun 2010 Dengan Menggunakan Regresi Poisson. *Jurnal Barekeng*, 23-27.
- Borle, S., Dholakia, U. M., Singh, S. S., & Westbrook, R. A. (2007). The Impact of Survey Participation on subsequent Customer Behavior : An Empirical Investigation. *marketing science*, 711-726.
- Cahyandari, R. (2014). Pengujian Overdispersi pada Model Regresi Poisson. *statistika*, 69-76.
- Candraningtyas, S., Safitri, D., & Ispriyanti, D. (2013). Regresi Robust MM-Estimator untuk Penanganan Pencilan Pada Regresi Linier Berganda. *Jurnal Gaussian*, 395-404.
- Daniel, W. W. (1989). *Statistika Nonparametrik Terapan*. (A. T. Jantjono, Trans.) Jakarta: Gramedia.
- Hania, V. (2019). Model Regresi Poisson Diperumum dan Aplikasinya Pada Data Jumlah Kelahiran Bayi Di Kota Kendari. In *Skripsi*. Kendari: Universitas Halu Oleo.
- Hilbe, J. M. (2011). *Negatif Binomial Regression, Second Edition*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Hogg, K. V., McKean, J. W., & Craig, A. T. (2013). *Introduction to Mathematical Statistics, Seventh Edition*. United States of America: Inc. Pearson Education.
- Lord, D., Geedipally, S. R., & Guikema, S. D. (2010). Extension of the Application of Conway Maxwell Poisson Models: Analyzing Traffic Crash Data Exhibiting Underdispersion. *Risk Analysis*.
- Lord, D., Guikema, S. D., & Geedipally, S. R. (2007). Application of the Conway Maxwell Poisson generalized linear model for analyzing motor vehicle crashes. *Accident Analysis and Prevention*.

- Margaretha, C. E., Ispriyanti, D., & Widiyah, T. (2019). Pemodelan Regresi Hurdle Poisson dalam mengatasi Excess zeros untuk kasus penyakit Tetanus Neonatorum pada Neonatal Di Jawa Timur. *Jurnal Gaussian*, 389-397.
- McCullagh, P., & Nelder, J. A. (1989). *Generalized Linear Model, second edition*. London: Chapman & Hall.
- Myers, R. H., Montgomery, D. C., Vining, G. G., & Robinson, T. J. (2010). *Generalized Linear Models: with Applications in Engineering and the Sciences, second Edition*. Canada: A John Wiley & Sons, Inc., Publication.
- Putra, I. P., Kencana, I. P., & Srinadi, I. G. (2013). Penerapan Regresi Generalized Poisson Untuk Mengatasi Fenomena Overdispersi Pada Kasus Regresi Poisson. *E-Jurnal Matematika*, 49-53.
- Profil Kesehatan Indonesia Tahun 2016*. (2017). Jakarta: Kementerian Kesehatan Republik Indonesia.
- Profil Kesehatan Indonesia Tahun 2019*. (2020). Jakarta: Kementerian Kesehatan Republik Indonesia.
- Rusdiana, R. Y. (2017). Pemodelan Regresi Hurdle Negative Binomial dengan Variabel Dependen Tersensor Kanan Pada Kasus Tetanus Neonatorum Di Indonesia. *Tesis*.
- Santiyasa, I. W. (2009). Algoritma Newton Raphson dengan Fungsi Non-Linier. *jurnal ilmu komputer*.
- Sari, S. N. (2017). Analisis Faktore Risiko Kematian Bayi Penderita Tetanus Neonatorum di Provinsi Jawa Timur. *Jurnal Berkala Epidemiologi*, 195-206.
- Sellers, K. F., & Shmueli, G. (2010). A Flexible Regression Model for Count Data.
- Sellers, K. F., Borle, S., & Shmuelic, G. (2010). The COM-Poisson model for count data : a survey of methods and applications. *Applied Stochastic models in business and industry*.
- Sharad Borle, K. F. (2011). The COM-Poisson model for count data: a survey of methods and applications. *applied Stochastic models in business and industry*.
- Shmueli, G., Minka, T. P., Kadane, J. B., Borle, S., & Boatwright, P. (2005). A useful distribution for fitting discrete data: revival of the Conway–Maxwell–Poisson distribution. *Appl. Statist*, 127-142.
- Simarmata, R. T., & Ispriyanti, D. (2011). Penanganan Overdispersi pada Model Regresi Poisson Menggunakan Model Regresi Binomial Negatif. *Media Statistika*, 95-104.

- Supranto. (2009). *Statistik Teori dan Aplikasi. Jilid II*. Jakarta: Erlangga.
- Wang, W., & Famoye, F. (1997). Modeling household fertility decision with generalized Poisson regression. *Journal of Population Economics*, 273-283.
- Widjajati, F. A., Saputri, M. D., & Asiyah, N. (2015). Sifat-Sifat Generalisasi Distribusi Binomial Yang Bertipe COM-Poisson. *Journal Math* , 13-22.
- Winkelmann, R. (2008). *Econometric Analysis of Count Data 5th edition*. Berlin: Springer.

Lampiran 1. Data Jumlah Kasus Tetanus Neonatorum di Indonesia Tahun 2019

Provinsi	Y	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅
Aceh	0	18,3	56,8	1,7	78,5	82,1
Sumatera Utara	0	0,1	0,1	0	82,1	83,6
Sumatera Barat	0	11,6	46,6	1,7	78,4	80
Riau	0	4,3	29,5	1,3	82,8	75,2
Jambi	2	25,9	70,7	1,7	97,3	85,5
Sumatera Selatan	5	41,7	84,5	2,1	95,3	91
Bengkulu	0	17,1	58,5	1,5	87,5	87,7
Lampung	1	4,1	25,4	1,1	93,2	93,7
Kep. Bangka Belitung	0	0	0	0	86,9	84,4
Kepulauan Riau	0	13,3	46,1	1,4	81,5	79,2
DKI Jakarta	0	18,2	80,9	3,3	103,6	103,8
Jawa Barat	0	57,6	103	1,1	98,9	96,9
Jawa Tengah	0	13,7	64,7	3,3	97,1	99,4
DI Yogyakarta	0	0,2	87,7	4	74,3	74,7
Jawa Timur	0	2,6	76,3	51,9	90,3	95,9
Banten	0	44,1	91,7	3,6	95,9	95
Bali	0	0	45,1	3,2	95	98
Nusa Tenggara Barat	0	27,7	73,4	1,2	94,9	95,8
Nusa Tenggara Timur	0	14,6	28	0,7	53,4	61
Kalimantan Barat	5	15,5	46,4	1,9	84	72,5
Kalimantan Tengah	0	29,1	50,8	0,8	84,5	65,2
Kalimantan Selatan	0	16,9	55,6	0,9	78	77,9
Kalimantan Timur	1	0,4	1,4	0,1	84,6	85,3
Kalimantan Utara	0	3,9	23,9	5,9	101,2	98,9
Sulawesi Utara	0	40,4	57,9	6,4	84,4	84,7
Sulawesi Tengah	0	34,7	116,7	3	79,7	78
Sulawesi Selatan	1	41	69,5	1	83,4	85,7
Sulawesi Tenggara	0	27	55,8	1	70,5	81
Gorontalo	0	58,2	68,2	0,8	73,9	80,5
Sulawesi Barat	0	21,6	40,9	0,7	68	72,7
Maluku	0	21,3	32,6	1	68,7	50,8
Maluku Utara	0	49,4	63,5	2,4	73	68,6
Papua Barat	2	3,3	13,3	0,6	54,9	55,4
Papua	0	17,8	29,1	0,5	37,1	46,6

Y : Jumlah kasus tetanus Neonatorum di Indonesia tahun 2019

X₁ : Persentase cakupan Imunisasi TT1 Pada ibu hamil

X₂ : Persentase cakupan imunisasi TT2+ pada ibu hamil

X₃ : Persentase cakupan imunisasi TT5 pada wanita usia subur (WUS)

X₄ : Persentase cakupan kunjungan antenatal empat kali (K4)

X₅ : Persentase cakupan persalinan di fasilitas pelayanan kesehatan

Keterangan : pada X₂, X₄, dan X₅ yang cakupannya lebih dari 100% mungkin saja terdapat ibu hamil yang belum terdaftar di kota tersebut.

Lampiran 2. Uji Distribusi Poisson

Data	Frekuensi	Frekuensi kumulatif	F _n	F ₀	F _n -F ₀	F _n -F ₀
0	27	27	0.794118	0.606531	-0.18759	0.187587
1	3	30	0.882353	0.909796	0.027443	0.027443
2	2	32	0.941176	0.985612	0.044436	0.044436
5	2	34	1	0.999986	-1.4E-05	1.42E-05

Tabel nilai kritis uji Kolmogorov-Smirnov

n	$\alpha = 0,20$	$\alpha = 0,10$	$\alpha = 0,05$	$\alpha = 0,02$	$\alpha = 0,01$
1	0,900	0,950	0,975	0,990	0,995
2	0,684	0,776	0,842	0,900	0,929
3	0,565	0,636	0,708	0,785	0,829
4	0,493	0,565	0,624	0,689	0,734
5	0,447	0,509	0,563	0,627	0,669
6	0,410	0,468	0,519	0,577	0,617
7	0,381	0,436	0,483	0,538	0,576
8	0,359	0,410	0,454	0,507	0,542
9	0,339	0,387	0,430	0,480	0,513
10	0,323	0,369	0,409	0,457	0,486

Pendekatan

n	$1,07/\sqrt{n}$	$1,22/\sqrt{n}$	$1,35/\sqrt{n}$	$1,52/\sqrt{n}$	$1,63/\sqrt{n}$
200	0,076	0,086	0,096	0,107	0,115

Lampiran 3. Uji Overdispersi

```
Call: glm(formula = y ~ x1 + x2 + x3 + x4 + x5, family = "poisson")
```

```
Coefficients:
```

```
(Intercept)      x1          x2          x3          x4          x5  
-3.0661933  0.0002193  0.0025091 -0.2016148  0.1078043 -0.0799635
```

```
Degrees of Freedom: 33 Total (i.e. Null); 28 Residual
```

```
Null Deviance:      61.3
```

```
Residual Deviance: 50.91      AIC: 81.1
```

```
> db <- 28
```

```
> for(i in 1:length(y))
```

```
+ {l_regression[i]<-- exp( -3.0661933 + (0.0002193)*x1[i] + (0.0025091)*x2[i] + (-0.2016148)*x3[i] + (0.1078043)*x4[i] + (-0.0799635)*x5[i]) + y[i]*(-3.0661933 + (0.0002193)*x1[i] + (0.0025091)*x2[i] + (-0.2016148)*x3[i] + (0.1078043)*x4[i] + (-0.0799635)*x5[i]) - log(factorial(y[i]))}
```

```
> l_reg<-sum(l_regression)
```

```
> l_reg
```

```
[1] -34.54853
```

```
> #log likelihood for regression model#
```

```
> for(i in 1:length(y))
```

```
+ {l_saturated[i]<-y[i]*try(log(y[i]),T)-y[i]-log(factorial(y[i]))}
```

```
> l_sat<-sum(l_saturated,na.rm=T)
```

```
> l_sat
```

```
[1] -9.09431
```

```
> D <--2*(l_reg-l_sat)
```

```
> D
```

```
[1] 50.90843
```

```
> disp <- D/db
```

```
> disp
```

```
[1] 1.818158
```

Lampiran 4. Uji Multikolinieritas

```
> library('car')
> reg <- lm(y~x1+x2+x3+x4+x5)
> vif(reg)
      x1      x2      x3      x4      x5
2.075437 2.331945 1.275077 4.996712 5.187952
```

Lampiran 5. Hasil Estimasi Parameter

> output

	Estimasi	Est.Error	Z.value	wald
b0	-2.2721917342	1.89693825	-1.197821	1.434775
b1	0.0020192261	0.02425332	0.083256	0.006932
b2	0.0007872586	0.01539169	0.051148	0.002616
b3	-0.0842956322	0.16304343	-0.517013	0.267302
b4	0.1005025196	0.03818999	2.631645	6.925555
b5	-0.0830322038	0.03148932	-2.636837	6.952909
pi	1.1082585888	0.40168765	2.759006	7.612114

Lampiran 6. Pengujian Simultan Parameter Model

```
> lh1 <- sum(y * mu - pi * log(factorial(y)) + (pi-1)/(2*pi)*mu + (p
  i - 1)/2 * log(2*3.14159) + 1/2 *log(pi) - pi * exp(mu/pi))
> lh0 <- sum(y * b[1] - 1 * log(factorial(y)) + (1-1)/(2*1)*b[1] + (
  1 - 1)/2 * log(2*3.14159) + 1/2 *log(pi) - 1 * exp(b[1]/1))
> G2 <- -2*(lh0-lh1)
> G2
[1] 32.3854
```