

DAFTAR PUSTAKA

- Agresti, A. (2002). *Categorical Data Analysis*. Second Edition. John Wiley and Sons, Inc, New York.
- Ariawan, B., Suparti, dan Sudarno. (2012). Pemodelan Regresi Zero Inflated Negative Binomial (ZINB) untuk Data Respon Diskrit dengan Excess Zeros. *Jurnal Gaussian*, 1, 55-64.
- Astuti, C.C. dan Zain, I. (2015). Pemodelan Regresi Zero Inflated Negative Binomial (ZINB) Pada Kasus Tetanus Neonatorum di Provinsi Jawa Timur [Thesis]. Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Cahyandari, R. (2014). Pengujian Overdispersi pada Model Regresi Poisson. *Jurnal Statistika*, 14(2), 69-76.
- Cameron, A.C. dan Trivedi, P.K. (1998). *Regression Analysis of Count Data*. Cambridge University Press, Cambridge (UK).
- Dewanti, N.P.P. dan Susilawati, M. (2016). Perbandingan Regresi Zero Inflated Poisson (ZIP) dan Regresi Zero Inflated Negative Binomial (ZINB) Pada Data Overdispersion. *E-Jurnal Matematika*, 5, 133-138.
- Dinkes. (2019). *Profil Kesehatan Kota Makassar Tahun 2018*. Dinas Kesehatan Provinsi Kota Makassar, Makassar.
- Dobson, A.J. (2002). *An Introduction to Generalized Linear Models*. Chapman & Hall, London.
- Garay, A.M., Hashimoto, E.M., Ortega, E.M.M., dan Lachos, V.H. (2011). On Estimation and Influence Diagnostics for Zero Inflated Negative Binomial Regression Model. *Computational Statistics and Data Analysis*, 55, 1304-1318.
- Greene, W. (2008). Functional Forms for the Negative Binomial Model for Count Data. *Economics Letters*, 99, 585-590.
- Hilbe, J.M. (2011). *Negative Binomial Regression*. Cambridge University Press, New York.
- Hinde, J. dan Demetrio, C. (1998). Overdispersion: Models and Estimation. *Computational Statistic and Data Analysis*. 27, 151-170.

- Hogg, R.V., McKean, J.W., dan Craig, A.T. (2013). *Introduction to Mathematical Statistics*. Seventh Edition. Pearson Education, Inc, United States of America.
- Ilmi, F.M. (2015). *Pemodelan Kasus Malaria dan Filariasis di Jawa Timur Menggunakan Regresi Poisson Bivariat* [Skripsi]. Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Ismail, N. dan Jemain, A.A. (2007). *Handling Overdispersion with Negative Binomial and Generalized Poisson Regression Models*. Casualty Actuarial Society Forum, Virginia (USA).
- Ismail, N. dan Zamani, H. (2013). *Estimation of Claim Count Data using Negative Binomial, Generalized Poisson, Zero-Inflated Negative Binomial and Zero-Inflated Generalized Poisson Regression Models*. Casualty Actuarial Society E-Forum, 3, 1–28.
- Kemenkes RI. (2010). *Panduan Pelayanan Kesehatan Bayi Baru Lahir Berbasis Perlindungan Anak*. Jakarta: Direktorat Kesehatan Anak Khusus 2010 Depkes RI.
- Kurniawan, I. (2017). *Model Regresi Poisson Terbaik Menggunakan Zero-Inflated Poisson (ZIP) dan Zero-Inflated Negative Binomial (ZINB)* [Thesis]. Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Semarang.
- Lambert, D. (1992). *Zero-Inflated Poisson Regression, with an Application to Defects in Manufacturing*. *Technometrics*, 34, 1–14.
- McCullagh, P. dan Nelder, J.A. (1989). *Generalized Linear Models*. Second Edition. Chapman and Hall, London.
- Myers, R.H., Montgomery, D.C., Vining, G.G., dan Robinson, T.J. (2010). *Generalized Linear Models with Applications in Engineering and The Sciences*. Second edition. John Wiley and Sons, New Jersey.
- Purba, S.A. (2018). *Maksimum Likelihood Berdasarkan Algoritma Newton Raphson, Fisher Scoring, dan Expectation Maximization* [Thesis]. Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Sumatera Utara.
- Ruliana. (2015). *Pemodelan Generalized Poisson Regression (GPR) untuk Mengatasi Pelanggaran Equidispersi pada Regresi Poisson Kasus Campak di Kota Semarang*. Semarang: Universitas Negeri Semarang.

- Simarmata, R.T., dan Ispriyanti, D. (2011). Penanganan Overdispersi pada Model Regresi Poisson Menggunakan Model Regresi Binomial Negatif. *Media Statistika*, 4(2), 95-104.
- Walpole, R.E. (1992). *Pengantar Statistika Edisi ke-3*. (IB Sumantri, Trans.) PT Gramedia Pustaka Utama, Jakarta.
- Winkelmann R. (2008). *Econometric Analysis of Count Data 5th edition*. Berlin (DE): Springer.
- Yulian, E. (2018). Zero Inflated Negative Binomial (ZINB) untuk Pemodelan Frekuensi Bepergian Penduduk Kabupaten Tapanuli Selatan Tahun 2016. *Jurnal Fourier*, 7, 35-43.

LAMPIRAN

Lampiran 1. Data Jumlah Kematian Neonatal dan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi di Kota Makassar Provinsi Sulawesi Selatan Tahun 2018

No.	Kecamatan	Puskesmas	y	x_1	x_2	x_3
1	Ujung Tanah	Pattingalloang	3	33	143	323
		Tabaringan	1	9	281	240
2	Tallo	Jumpandang Baru	0	23	100	415
		Rappokalling	3	49	433	694
		Kaluku Bodoa	0	72	656	1275
3	Bontoala	Layang	0	12	1081	429
		Malimongan Baru	0	0	165	391
4	Wajo	Rtarakan	1	1	72	258
		Andalas	0	4	59	237
5	Ujung Pandang	Makkasau	0	11	448	487
6	Makassar	Bara-Baraya	1	39	463	664
		Maccini Sawah	0	9	699	416
		Maradekaya	0	18	534	328
7	Mamajang	Mamajang	0	23	276	354
		Cendrawasih	0	0	120	664
8	Mariso	Dahlia	0	34	234	317
		Pertiwi	0	2	114	287
		Panambungan	1	4	41	325
9	Tamalate	Tamalate	0	22	384	1008
		Jongaya	1	10	288	736
		Barombong	0	9	953	215
		Maccini Sombala	0	30	389	551
10	Rappoccini	Kassi-Kassi	3	0	176	1487
		Mangasa	3	25	159	860
		Minasa Upa	0	12	511	534
		Ballaparang	0	19	165	575
11	Panakkukang	Toddopuli	0	2	224	282
		Pampang	1	31	1597	741
		Tamamaung	0	13	235	913
		Karuwisi	1	14	294	323
12	Manggala	Antang	4	31	1111	554
		Batua	2	31	1154	921
		Antang Perumnas	6	17	180	335
		Tamangapa	2	26	239	229
		Bangkala	0	45	442	499
13	Biringkanaya	Sudiang	0	27	907	1168
		Bulurokeng	3	17	127	283
		Sudiang Raya	1	14	768	1183
		Paccerekang	0	6	754	937

Lampiran 1. Data Jumlah Kematian Neonatal dan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi di Kota Makassar Provinsi Sulawesi Selatan Tahun 2018 (Lanjutan)

14	Tamalanrea	Tamalanrea	0	27	1362	594
		Tamalanrea Raya	0	16	152	276
		Bira	2	21	157	354
		Antara	0	12	57	329
		Kapasa	0	13	262	309
15	Kepulauan Sangkarrang	Barrang Lompo	0	1	107	160
		Pulau Kodingareng	0	0	43	75

Lampiran 2. Hasil *Output* untuk Uji Kecocokan Distribusi Poisson**One-Sample Kolmogorov-Smirnov Test**

		y
N		46
Poisson Parameter ^{a,b}	Mean	.85
Most Extreme	Absolute	.180
Differences	Positive	.180
	Negative	-.098
Kolmogorov-Smirnov Z		1.223
Asymp. Sig. (2-tailed)		.100

a. Test distribution is Poisson.

b. Calculated from data.

Lampiran 3. Hasil *Output* sintaks RStudio untuk Uji Overdispersi

```
#Uji Overdispersi
> data_jumlah_kematian <- read.csv("C:/Users/Ainul/Documents/Otw
Skripsi/Dataku3v.CSV")
> y <- data_jumlah_kematian$JUMLAH.KEMATIAN.NEONATAL
> x1 <- data_jumlah_kematian$BBLR
> x2 <- data_jumlah_kematian$ASI.EKSKLUSIF
> x3 <- data_jumlah_kematian$KN.LENGKAP
> reg_po <- glm(y~x1+x2+x3,family=poisson,data=data_jumlah_kematian)
> D <- reg_po$deviance;D
[1] 82.60605
> db <- reg_po$df.residual;db
[1] 42
> Psi <- D/db;Psi #Overdispersi jika Psi > 1
[1] 1.966811
```


Lampiran 4. Hasil *Output* untuk Estimasi Parameter

```

#_1 Estimasi Parameter Beta
> H_beta <- summary_model$optim$hessian[1:p,1:p]
> H_beta
              (Intercept)          x1          x2          x3
(Intercept) -17.09355    -327.0912    -6753.317    -9180.21
x1           -327.09119   -8789.2672   -161251.147   -175103.68
x2           -6753.31721  -161251.1470  -5050018.364  -4239013.15
x3           -9180.20974  -175103.6760  -4239013.148  -6628255.12
> beta <- summary_model$coefficients$count
> rownames(beta) <- c('intercept', 'x1', 'x2', 'x3', 'k');beta
              Estimate  Std. Error
intercept -1.1709260209 0.6232627693
x1         0.0458372747 0.0223409063
x2        -0.0008576366 0.0007562990
x3         0.0008724980 0.0008216357
k          0.2518699267 0.5419070081

#_2 Estimasi Paramter Gamma
> H_gamma <- summary_model$optim$hessian[(p+1):(p*2), (p+1):(p*2)]
> H_gamma
              (Intercept)          x1          x2          x3
(Intercept) -0.001379674  -0.07527628  -0.6993209  -1.48724
x1           -0.075276285  -4.56708258  -42.0327166  -82.93294
x2           -0.699320947  -42.03271657  -386.1296045  -784.80548
x3           -1.487239509  -82.93293763  -784.8054816  -1791.07903
> gammal <- summary_model$coefficients$zero
> Estimate <- gammal[,1]
> Std.Error <- gammal[,2]
> gamma <- cbind(Estimate,Std.Error)
> colnames(gamma) <- c('Estimate',' Std.Error')
> gamma
              Estimate  Std.Error
(Intercept) -30.413852757 104.83485884
x1           0.343750371  0.17340906
x2          -0.009872074  0.01362990
x3           0.015348068  0.04831738

```

Lampiran 5. Hasil *Output* untuk Uji Serentak Parameter Model

```

> #Uji Serentak
> #Likelihood tanpa variable prediktor
> l_omega1 <- log(prod((exp(gamma[1,1]))^z*(1/(1+exp(gamma[1,1])))
      * ((gamma(y+(1/k))/(gamma(1/k)*factorial(y)))*(1/(1+
      k*exp(beta[1,1])))^(1/k)*(k*exp(beta[1,1])/(1+k*exp
      (beta[1,1])))^y)^(1-z)))
> #Likelihood dengan variable prediktor
> l1 <- (exp(x_mat%%gamma_mat))^z
> l2 <- (1/(1+exp(x_mat%%gamma_mat)))
> l3 <- ((gamma(y+(1/k))/(gamma(1/k)*factorial(y)))*(1/(1+k*exp(x_
      mat%%beta_mat)))^(1/k)*(k*exp(x_mat%%beta_mat)/(1+k*exp
      (x_mat%%beta_mat)))^y)^(1-z)
> l4 <- l1*l2*l3
> l_omega2 <- log(prod(l4))
> G <- -2*(l_omega1 - l_omega2)
> G # jika nilai G > chi-square table maka tolak H0
[1] 43.25017

```

Lampiran 6. Hasil *Output* untuk Uji Parsial Parameter Model

```

> #Uji Parsial Parameter Beta
> beta_est      <- beta[1:4,1]
> beta_se      <- beta[1:4,2]
> beta_wald    <- (beta_est/beta_se)^2
> beta_parsial_test <- cbind(beta_est,beta_se,beta_wald)
> beta_parsial_test
              beta_est      beta_se beta_wald
intercept -1.1709260209 0.6232627693 3.529527
x1          0.0458372747 0.0223409063 4.209553
x2         -0.0008576366 0.0007562990 1.285937
x3          0.0008724980 0.0008216357 1.127639

> #Uji Parsial Parameter Gamma
> gamma_est    <- gamma[,1]
> gamma_se     <- gamma[,2]
> gamma_wald   <- (gamma_est/gamma_se)^2
> gamma_parsial_test <- cbind(gamma_est,gamma_se,gamma_wald)
> gamma_parsial_test
              gamma_est      gamma_se gamma_wald
(Intercept) -30.413852757 104.83485884 0.08416498
x1           0.343750371   0.17340906 3.92954955
x2          -0.009872074   0.01362990 0.52460389
x3           0.015348068   0.04831738 0.10090221

```

Lampiran 7. Hasil *Output* untuk Nilai AIC Model Regresi Binomial Negatif dan ZINB

```
#Pemilihan Model Terbaik

> #Nilai AIC untuk Binomial Negatif
> BN      <- glm.nb(y~x1+x2+x3)
> AIC_BN <- BN$aic
> AIC_BN
[1] 123.2228

> #Nilai AIC untuk ZINB
> AIC_ZINB <- 2*(p+1) - 2*(summary_model$loglik)
> AIC_ZINB
[1] 119.6187
```