

## DAFTAR PUSTAKA

- Abdiana. (2015). Determinan Kematian Bayi di Kota Payakumbuh. *Jurnal Kesehatan Masyarakat Andalas*, 9.
- Agresti, A. (2002). *Categorical Data Analysis, Second Edition*. New York: John Wiley & Sons.
- Bhakta, N. (2018). Properties of Hurdle Negative Binomial Models for Zero-Inflated and Overdispersed Count Data. Dalam *Dissertation*. The Ohio State University.
- Cahyandari, R. (2014). Pengujian Overdispersi pada Model Regresi Poisson. *Statistika*, 69-76.
- Cameron, A. C., & Trivedi, P. K. (1998). *Regression Analysis of Count Data*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Cantoni, E., & Zedini, A. (2010). A robust version of the Hurdle model. *Journal of Statistical Planning and Inference*, 1214-1223.
- Coxe, S., West, S. G., & Aiken, L. S. (2009). The Analysis of Count Data: A Gentle Introduction to Poisson Regression and Its Alternatives. *Journal of Personality Assessment*, 121-136.
- Dinkes. (2018). *Profil Kesehatan Kota Makassar 2016*. Makassar: Pusat Data Informasi.
- Dsejardins, C. D. (2013). Evaluating the Performance of Two Competing Models of School Suspension Under Simulation The Zero Inflated Negative Binomial and the Negative Binomial Hurdle. Dalam *Dissertation*. San Fransisco California USA: Minnesota University.
- Famoye, F., John T. Wulu, J., & Singh, K. P. (2004). On the Generalized Poisson Regression Model with an Application to Accident Data. *Journal of Data Science*, 287-295.
- Fatmasari, F. (2014). Pendekatan Regresi Binomial Negatif untuk Data Berdistribusi Poisson yang Mengalami Overdispersi. *Jurnal Mahasiswa Statistik*.
- Hadi, Ade K. (2019). Model Regresi Hurdle Poisson untuk Mengatasi Overdispersi. Dalam *Skripsi*. Makassar: Universitas Hasanuddin.
- Hardin, J., & Hilbe, J. (2007). *Generalized Linier Models and Extensions*. Texas: Stata Press.

- Hilbe, J. M. (2011). *Negative Binomial Regression (2nd ed)*. New York, NY, US: Cambridge University Press.
- Kurniawan, I. (2017). Model Regresi Poisson Terbaik Menggunakan Zero Inflated Poisson (ZIP) dan Zero Inflated Negative Binomial (ZINB). Dalam *Skripsi*. Semarang: Universitas Negeri Semarang.
- McCullagh, P. & Nelder, J.A.. (1989). *Generalized Linear Model*. London: Chapman and Hall.
- Mullahy, J. (1986). Specification and Testing of Some Modified Count Data Models. *Journal Econometrics*, 341-365.
- Oktari, W., Yoza, H., & Yanuar, F. (2016). Pemodelan Jumlah Kematian Bayi di Kota Padang Tahun 2013 dan 2014 dengan Pendekatan Regresi Binomial Negatif. *Jurnal Matematika UNAND*, 74-82.
- Pontoh, R. S., & Faidah, D. Y. (2015). Penerapan Hurdle Negative Binomial pada Data Tersensor. *Seminar Nasional Matematika dan Pendidikan Matematika UNY*.
- Rahayu, R. L., Asrof, A., & Rustiana, S. (2018). Perbandingan Regresi Zero Inflated Negative Binomial dan Regresi Hurdle Negative Binomial pada Data Overdispersi (Studi Kasus: Kejadian Difteri di Indonesia). *Jurnal Sains Matematika dan Statistika*.
- Saffari, S. E., Robiah, & Greene, W. A. (2012). Hurdle Negative Binomial Regression Model with Right Censored Count Data. *Malaysia: Journal of Statistics and Operations Research Transactions*, Vol. 36(2): 181-194.
- Saputro, D. R., & Widyaningsih, P. (2016). Algoritma Pendugaan Parameter Model Regresi Logistik Biner (RLB) dengan Maksimum Likelihood dan Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno (BFGS). *Seminar Nasional Matematika an Pendidikan Matematika UNY*.
- Sharma, A.K., and Landge, V.S, Zero Inflated Negative Binomial for Modelling Heavy Vehicle Crash Rate on Indian Rural Highway, *International Journal of Advances in Engineering and Technology* 5(2), 2013, 292-301.
- Wei, Z., Li, G., & Qi, L. (2006). New Quasi-Newton Methods for Unconstrained Optimization Problems. *Elsevier*, 1156-1188.

- Yulian, E. (2018). Zero Inflated Negative Binomial untuk Pemodelan Frekuensi Bepergian Penduduk Kabupaten Tapanuli Selatan Tahun 2016. *Jurnal Fourier*, 35-43.
- Zhang, X., Kano, M., Tani, M., Mori, J., Ise, J., & Harada, K. (2018). Hurdle Modeling for Defect Data with Excess Zeros in Steel Manufacturing Process. *IFAC PapersOnLine*, 375-380.

# LAMPIRAN

**Lampiran 1** Data Jumlah Kematian Bayi dan Variabel yang Mempengaruhi di Kota  
Makassar Tahun 2017

Puskesmas	$Y$	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$
Pattingalloang	2	6,21	94,78	85,11	96,61
Tabaringan	2	11,74	96,23	72,14	91,9
P. Barrang Lompo	0	0,57	98,83	78,87	94,29
P. Kodingareng	0	12,79	97,67	82,69	95,35
Jumpandang Baru	1	2,75	96,06	80,42	95,19
Rappokalling	0	5,88	96,62	46,28	95,35
Kaluku Bodoa	1	9,2	100	76,67	88,85
Laying	0	2,05	95,99	85,84	92,14
Malimongan Baru	0	0,72	95,69	76,76	96,64
Tarakan	0	1,08	96,74	36,21	93,14
Andalas	0	0	96,09	64,47	95,8
Makkasau	2	0,97	95,91	79,4	95,52
Bara-Baraya	1	4,88	96,14	83,21	95,28
Maccini Sawah	0	4,05	96,47	75,32	96,43
Maradekaya	3	3,47	99,25	63,91	95,3
Mamajang	2	5,49	96,08	80,87	95,6
Cendrawasih	0	0,43	96,92	17,39	96,58
Dahlia	2	5,35	97,28	90,4	95,45
Pertiwi	0	3,31	94,64	58,74	95,7
Penambungan	0	2,47	96,86	65,75	95,07
Tamalate	0	1,76	96,77	79,33	94,53
Jongaya	1	2,11	96,13	85,84	95
Barombong	0	4,5	96,15	67,54	95,05
Maccini Sumbala	4	4,22	95,83	70,02	96,49
Kassi-Kassi	1	0,24	100	87,36	94,07
Mangasa	1	4,68	95,66	81,35	95,1
Minasa Upa	0	3,58	96,09	85,59	95,67
Ballaparang	0	0	96,36	87,27	95,01
Batua	3	1,37	96,48	81,15	95,14
Toddopuli	0	1,06	96,31	56,69	92,91
Pampang	1	5,21	95,56	89,82	95,88
Tamamung	0	0,53	98,28	68,52	96,17
Karuwisi	2	1,76	95,47	80,92	91,18

**Lampiran 1** Data Angka Kematian Bayi dan Variabel yang Mempengaruhi di Kota Makassar Tahun 2017 (Lanjutan)

Puskesmas	$Y$	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$
Antang	0	5,62	95,65	85,05	95,11
Antang Perumnas	0	3,96	95,78	89,33	94,99
Tamangapa	2	8,2	96,31	83,84	95,49
Bangkala	3	2,17	96,44	83,66	96,44
Sudiang	0	9,98	96,15	73,01	95,14
Bulurokeng	3	2,92	94,44	72,8	94,16
Sudiang Raya	1	1,06	99,16	88,33	95,09
Paccerakang	0	0	93,26	73,45	94,83
Tamalanrea	0	2,26	93,72	98,05	95,96
Tamalanrea Jaya	1	0	93,41	84,21	95,09
Bira	2	3,08	94,03	78,31	95,38
Antara	0	1,05	94,43	51,56	89,55
Kapasa	0	2,4	92,44	92,5	95,5

## Lampiran 2 Uji Kolmogorov-Smirnov

Data	$f$	$m$	$F_n(Y)$	$F_0(Y)$	$ F_n(Y) - F_0(Y) $
0	24	24	0,521739	0,41012	<b>0,111619</b>
1	9	33	0,717391	0,775663	0,058271
2	8	41	0,891304	0,938567	0,047263
3	4	45	0,978261	0,986966	0,008706
4	1	46	1	0,997751	0,002249

### Lampiran 3 Uji Overdispersi

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-1.8284	-1.2812	-0.7714	0.5629	2.4675

Coefficients:

	Estimate
(Intercept)	-12.53127
x1	0.04662
x2	0.05438
x3	0.01916
x4	0.05824

```
l_regression<-c()
l_reg<-sum(l_regression)
l_reg
[1] -59.56698
```

```
l_saturated<-c()
l_sat<-sum(l_saturated,na.rm=T)
l_sat
[1] -27.07139
```

```
deviance=-2*(l_reg-l_sat); deviance
[1] 64.99118
db=n-(p+1); db
[1] 41
dispersi=deviance/db; dispersi
[1] 1.585151
```



#### Lampiran 4 Estimasi Parameter Regresi Hurdle Binomial Negatif

\$summary

	B	se
logit1	-3.635	30.042
logit2	0.078	0.109
logit3	0.132	0.206
logit4	0.067	0.032
logit5	-0.154	0.221
NegBin1	-6.522	24.303
NegBin2	0.021	0.091
NegBin3	-0.088	0.144
NegBin4	-0.071	0.030
NegBin5	0.220	0.180
theta	5.754	6.639

## Lampiran 5 Uji Likelihood Ratio

```
d1 <- as.vector(B[1:5])
d0 <- as.vector(B[1])
ln.l1_delta <- ln_likelihood_delta(X,y,delta = d1); ln.l1_delta
[1] -27.68804
ln.l0_delta <- ln_likelihood_delta(X,y,delta = d0); ln.l0_delta
[1] -81.16133
uji.G_delta <- -2*(ln.l0_delta - ln.l1_delta); uji.G_delta
[1] 106.9466
```

```
b1 <- as.vector(B[6:10])
b0 <- as.vector(B[6])
pi <- as.vector(B[11])
ln.l1_beta <- ln_likelihood_beta(X,y,beta = b1,pi); ln.l1_beta
[1] -24.05191
ln.l0_beta <- ln_likelihood_beta(X,y,beta = b0,pi); ln.l0_beta
[1] -135.8324
uji.G_beta <- -2*(ln.l0_beta - ln.l1_beta); uji.G_beta
[1] 223.5611
```

## Lampiran 6 Uji Wald

$$Z = B/se$$

$$W = Z^2; W$$

logit1	logit2	logit3	logit4
0.51625905	0.40705465	4.55228908	0.48569040
NegBin1	NegBin2	NegBin3	NegBin4
0.05294693	0.37249504	5.60491784	1.49396703

## Lampiran 7 Estimasi Parameter Regresi HBN terhadap Parameter signifikan

\$summary

	B	se	wald
logit1	-4.905	2.372	4.278
logit2	0.063	0.030	4.352
NegBin1	5.081	2.185	5.410
NegBin5	-0.060	0.028	4.560
theta	4.636	4.322	1.150

## Lampiran 8 Uji Akaike Information Criterion

```
> #dengan semua variabel
```

```
> ln.l1 <- ln_likelihoood_total(X,y,delta = d1, beta = b1,pi); ln.l1
```

```
[1] -51.74002
```

```
> AIC_ALLX = -2*(-51.74002-5) ; AIC_ALLX
```

```
[1] 113.48
```

```
> #dengan variabel signifikan
```

```
> ln.l1_x3 <- ln_likelihoood_total(X,y,delta = d1, beta = b1,pi); ln.l1_x3
```

```
[1] -54.01002
```

```
> AIC_x3 = -2*(-54.01002-2) ; AIC_ALLX
```

```
[1] 112.02
```