

DAFTAR PUSTAKA

- Arisandi, A., Herdiani, E. T., & Sahriman, S. 2018. Aplikasi Generalized Poisson Regression dalam Mengatasi Overdispersi pada Data Jumlah Penderita Demam Berdarah Dengue. *Statistika* 18(2): 123-130.
- Arrasyid, A. H., Ispriyanti, D., & Hoyyi, A. 2021. Metode Modified Jackknife Ridge Regression Dalam Penanganan Multikolinieritas (Studi Kasus Indeks Pembangunan Manusia Di Jawa Tengah). *Jurnal Gaussian* 10 (1): 104 – 113.
- Azizah, I. N. 2022. Pemodelan Regresi Invers Gaussian dengan Estimasi metode Modified Jackknife Poisson Ridge Regression pada Kasus Angka Kematian Ibu di Jawa Timur. *Skripsi*. Universitas Muhammadiyah Semarang. Semarang.
- Badan Pusat Statistik. 2022. Profil Kesehatan Ibu dan Anak 2022. Badan Pusat Statistik. Jakarta.
- Batah, F., Ramanathan, T.V., & Gore, S. D. 2008. The Efficiency of Modified Jackknife and Ridge Type Regression Estimators: A Comparison. *Surveys in Mathematics and its Applications* (3): 111-122
- Chaniago, A. D., & Sri, P. W. 2022. Pemodelan Generalized Poisson Regression (GPR) dan Negative Binomial Regression (NBR) untuk Mengatasi Overdispersi pada Jumlah Kematian Bayi di Kabupaten Probolinggo. *Jurnal Sains Dan Seni ITS* 11(6): 448-455.
- Dinas Kesehatan Provinsi Sulawesi Selatan. 2021. *Profil Kesehatan Provinsi Sulawesi Selatan Tahun 2020*. Dinas Kesehatan Provinsi Sulawesi Selatan. Makassar.
- Dinas Kesehatan Provinsi Sulawesi Selatan. 2022. *Profil Kesehatan Provinsi Sulawesi Selatan Tahun 2021*. Dinas Kesehatan Provinsi Sulawesi Selatan. Makassar.
- Fadil, M., Raupong, & Ilyas, N. 2021. Mengatasi Overdispersi Menggunakan Regresi Binomial Negatif dengan Penaksir Maksimum Likelihood pada Kasus Demam Berdarah di Kota Makassar. *Journal of Statistics and Its Application* 5(1): 37-51.
- Gujarati, D. N. 2004. Basic Econometrics Fourth Edition. *McGraw-Hill, Inc. New York*.
- Gruber, M. H. J. 1991. The Efficiency of Jackknife and Usual Ridge Type Estimators: A Comparison, *Statistics and Probability* 11: 49 – 51.
- Hinkley, D.V 1977. Jackknifing in Unbalanced Situations. *Technometrics* 3(19): 285-292
- Ihsan, H., Sanusi, W., & Ulfadwiyanti, R. 2020. Model Generalized Poisson Regression (GPR) dan Penerapannya pada Angka Pengangguran bagi Penduduk Usia Kerja di Provinsi Sulawesi Selatan. *Journal of Mathematics, Computations, and Statistics* 3(2): 109-117.
- Islamiyah, N. I. 2020. Pemodelan Generalized Poisson Regression pada Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Kasus Pneumonia pada Balita di Provinsi

- Sulawesi Selatan Tahun 2018. *Skripsi*. Universitas Islam Negeri Alauddin. Makassar.
- Ismail, N., & Abdul, A. J. 2007. Handling Overdispersion with Negative Binomial and Generalized Poisson Regression Model. *Casualty Actuarial Society Forum, Malaysia*.
- Ismanto, H., Wasono, R., & Nur, I. M. 2019. Pemodelan Geographically Weighted Poisson Regression (GWPR) dengan Pembobot Adaptive Gaussian Kernel dan Adaptive Bisquare Kernel pada Angka Kematian Ibu (Aki). *Skripsi*. Universitas Muhammadiyah Semarang. Semarang.
- Kementerian Kesehatan Republik Indonesia. 2022. *Profil Kesehatan Indonesia 2021*. Kementerian Kesehatan RI. Jakarta.
- Kementerian Perencanaan Pembangunan Nasional. 2023. *Laporan Pelaksanaan Pencapaian Tujuan Pembangunan Berkelanjutan 2023*. Bappenas. Jakarta.
- Malau, W. B. 2021. Penerapan Metode Jackknife Ridge Regression dalam Kasus Multikolinieritas Pada Indeks Pembangunan Manusia di Kabupaten/ Kota Provinsi Jawa Tengah. *Skripsi*. Universitas Andalas. Padang.
- Mansson, K. and Shukur, G. 2011. A Poisson Ridge Regression Estimator. *Economic Modelling 28*: 1475–1481.
- McCullagh, P., & Nelder, J. A. 1989. *Generalized Linier Models Second Edition*. London: Chapman and Hall.
- Moksony, F., & Rita, H. 2014. The Use of Poisson Regression in The Sociological Study of Suicide. *Corvinus Journal of Sociology and Social Policy 5(2)*: 97–114.
- Montgomery, D. C., Peck, E. A., & Vining, G. G. 1992. *Intoduction to Linear Regression Analysis Fifth Edition*. Jhon Wiley Sons, New York.
- Munawaroh, A. 2018. Estimator Baru Modified Jackknifed untuk Mengatasi Multikolinieritas pada Regresi Poisson. *Skripsi*. Universitas Islam Negeri Syarif Hidayatullah. Jakarta.
- Nuraeni. 2018. Pemodelan Jumlah Kematian Bayi di Provinsi Sulawesi Selatan Menggunakan Regresi Poisson Inverse Gaussian. *Skripsi*. Universitas Negeri Makassar. Makassar.
- Prastika, E. P., Otok, B. W., & Purhadi. 2021. Pemodelan Multivariate Adaptive Generalized Poisson Regression Spline pada Kasus Jumlah Kematian Ibu di Provinsi Jawa Timur. *Inferensi 4(1)*: 1-12.
- Putri, F. R. D. 2023. Pemodelan Generalized Poisson Regression Kejadian Stunting Pada Balita di Kabupaten Bondowoso. *Skripsi*. Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim. Malang.
- Sabtika, W., Prahutama, A., Yasin, H. 2021. Pemodelan Geographically Weighted Generalized Poisson Regression (Gwgr) pada Kasus Kematian Ibu Nifas di Jawa Tengah. *Jurnal Gaussian 10(2)*:259-268.

- Safira, I. Z. 2023. Penerapan Metode Generalized Poisson Regression Pada Jumlah Kriminalitas Di Provinsi Jawa Barat. *Skripsi*. Universitas Islam Negeri Sunan Ampel. Surabaya
- Salby, S. N. H., & Purhadi. 2020. Pemodelan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Jumlah Kematian Ibu Hamil di 4 Kabupaten/Kota Provinsi Jawa Timur Menggunakan Regresi Zero-Inflated Generalized Poisson (ZIGP). *Jurnal Sains dan Seni ITS* 9(2): 224-229.
- Sinaga, J. P., & Sinulingga, U. 2021. Poisson Regression Modeling Case Study Dengue Fever in Medan City in 2019. *Journal of Mathematics Technology and Education* 1(1): 94-102.
- Sauddin, A., Auliah, N. I., & Alwi, W. 2020. Pemodelan Jumlah Kematian Ibu di Provinsi Sulawesi Selatan Menggunakan Regresi Binomial Negatif. *Jurnal Matematika dan Statistika serta Aplikasinya* 8(2): 42-47.
- Silma, U., & Hajarisman, N. 2022. Model Quasi-likelihood untuk Mengatasi Masalah Overdispersi pada Data yang Berdistribusi Multinomial. *Bandung Conference Series: Statistics*: 11-17.
- Wahyuni, N. 2021. Estimasi Model Regresi Nonparametriks Poisson Diperumum Menggunakan Estimator Spline Truncated. *Skripsi*. Universitas Hasanuddin. Makassar.
- Wulandari. 2020. Pemodelan Poisson Ridge Regression (PRR) pada Banyak Kematian Bayi di Jawa Tengah. *Indonesian Journal of Statistics and It's Application* 4(2), 392-400.

LAMPIRAN

Lampiran 1. Data Jumlah Kematian Ibu di Provinsi Sulawesi Selatan Tahun 2021

Kabupaten/Kota	Y	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5
Selayar	2	1885	790	18098	352	235
Bulukumba	10	5790	3346	59984	3331	390
Bantaeng	2	3327	2745	27306	206	133
Jeneponto	10	891	4245	42406	1533	330
Takalar	11	2004	5687	37022	1122	319
Gowa	17	12476	1998	92978	1643	454
Sinjai	17	984	1433	32710	2726	322
Maros	11	1473	4340	47110	1162	347
Pangkep	8	6694	3566	47085	884	414
Barru	9	3271	2451	19391	788	253
Bone	7	5803	4495	96401	2186	521
Soppeng	2	2588	2045	32515	417	268
Wajo	6	2585	4345	51857	1267	350
Sidrap	7	497	4252	44757	1501	313
Pinrang	8	1687	5223	49035	2077	304
Enrekang	9	1052	1325	19276	563	308
Luwu	15	7439	3410	46917	1398	489
Tana Toraja	2	2773	1385	31141	706	325
Luwu Utara	10	5073	3097	35219	809	354
Luwu Timur	8	4832	5928	40271	1064	457
Toraja Utara	1	354	3402	31630	482	287
Makassar	14	10618	23740	179317	6162	615
Pare-Pare	6	1589	864	20380	438	164
Palopo	6	2840	2083	22844	505	265

Lampiran 2. Uji *Kolmogorov-Smirnov*

```
> #Distribusi Poisson
> ks.test (AKI$Y, ppois, lambda= mean (AKI$Y))

      Asymptotic one-sample Kolmogorov-Smirnov test

data:  AKI$Y
D = 0.19703, p-value = 0.3092
alternative hypothesis: two-sided
```

Lampiran 3. Uji Equidispersi

Goodness of Fit^a			
	Value	df	Value/df
Deviance	34.238	18	1.902
Scaled Deviance	34.238	18	
Pearson Chi-Square	31.222	18	1.735
Scaled Pearson Chi-Square	31.222	18	
Log Likelihood ^b	-62.291		
Akaike's Information Criterion (AIC)	136.582		
Finite Sample Corrected AIC (AICC)	141.523		
Bayesian Information Criterion (BIC)	143.651		
Consistent AIC (CAIC)	149.651		

Dependent Variable: Y

Model: (Intercept), X1, X2, X3, X4, X5

a. Information criteria are in smaller-is-better form.

b. The full log likelihood function is displayed and used in computing information criteria.

Lampiran 4. Uji Multikolinearitas

```
> #Uji Multikolinearitas
> model<-lm(Y ~ X1+X2+X3+X4+X5, data = AKI)
> vif(model)
      X1      X2      X3      X4      X5
3.032589 4.494366 11.074347 4.673913 3.230443

> korelasi=cor(AKI)
> korelasi
      Y      X1      X2      X3      X4      X5
Y  1.0000000 0.5023787 0.2964391 0.4418479 0.5594543 0.5696320
X1 0.5023787 1.0000000 0.4467928 0.7178953 0.4952246 0.7148117
X2 0.2964391 0.4467928 1.0000000 0.8460530 0.8119726 0.6272698
X3 0.4418479 0.7178953 0.8460530 1.0000000 0.8611725 0.8015877
X4 0.5594543 0.4952246 0.8119726 0.8611725 1.0000000 0.6952396
X5 0.5696320 0.7148117 0.6272698 0.8015877 0.6952396 1.0000000
```


Lampiran 5. Data Hasil Transformasi

X_1	X_2	X_3	X_4	X_5
-0.1196	-0.1506	-0.1736	-0.1685	-0.2045
0.1393	-0.0310	0.0789	0.3159	0.0907
-0.0240	-0.0591	-0.1181	-0.1923	-0.3988
-0.1855	0.0111	-0.0271	0.0235	-0.0236
-0.1117	0.0786	-0.0596	-0.0433	-0.0445
0.5825	-0.0941	0.2778	0.0414	0.2126
-0.1793	-0.1205	-0.0856	0.2175	-0.0388
-0.1469	0.0155	0.0013	-0.0368	0.0088
0.1992	-0.0207	0.0011	-0.0820	0.1364
-0.0277	-0.0729	-0.1658	-0.0976	-0.1702
0.1402	0.0228	0.2984	0.1297	0.3402
-0.0730	-0.0919	-0.0867	-0.1580	-0.1417
-0.0732	0.0158	0.0299	-0.0197	0.0145
-0.2116	0.0114	-0.0129	0.0183	-0.0560
-0.1327	0.0569	0.0129	0.1120	-0.0731
-0.1748	-0.1256	-0.1665	-0.1342	-0.0655
0.2486	-0.0280	0.0001	0.0016	0.2793
-0.0607	-0.1227	-0.0950	-0.1110	-0.0331
0.0918	-0.0426	-0.0704	-0.0942	0.0221
0.0758	0.0898	-0.0400	-0.0528	0.2183
-0.2211	-0.0284	-0.0921	-0.1474	-0.1055
0.4594	0.9234	0.7983	0.7762	0.5193
-0.1392	-0.1471	-0.1599	-0.1545	-0.3398
-0.0563	-0.0901	-0.1450	-0.1437	-0.1474

Lampiran 6. Matriks Z

0.3581	0.0038	-0.0588	-0.0597	0.0455
-0.2716	-0.2465	-0.0073	-0.0031	0.0023
0.3325	0.0776	-0.0719	-0.2610	0.1556
0.0617	0.0290	-0.1615	0.0574	-0.0484
0.0636	0.0966	-0.0991	0.0393	0.0362
-0.3660	-0.1716	0.5269	-0.1724	-0.0391
0.0516	-0.2021	-0.2315	0.0660	-0.0366
0.0561	0.0680	-0.0901	0.0536	-0.0669
-0.0539	-0.0087	0.2463	0.0362	0.0221
0.2353	-0.0094	-0.0300	-0.0532	0.1136
-0.3838	-0.0488	0.1815	0.0777	-0.2304
0.2454	0.0430	-0.0144	-0.0621	0.0137
0.0073	0.0461	-0.0408	0.0206	-0.0532
0.0767	0.0424	-0.1904	0.0328	-0.0591
-0.0298	0.0001	-0.1947	-0.0091	-0.0034
0.2948	0.0085	-0.0669	0.0682	-0.0159
-0.1592	-0.0840	0.2995	0.1360	0.0029
0.1989	-0.0166	0.0210	0.0217	-0.0206
0.0705	-0.0033	0.1298	0.0144	0.0504
-0.0935	0.0652	0.1461	0.1763	0.0207
0.2457	0.1110	-0.1293	0.0249	-0.0310
-1.5947	0.1726	-0.0165	0.0022	-0.0006
0.3932	0.0080	-0.1339	-0.1655	0.0770
0.2610	0.0191	-0.0144	-0.0411	0.0654

Lampiran 7. Pemilihan Nilai k

```
> #Pemilihan Nilai k
> alfakuadrat=(t(G)%*%beta)^2
> alfakuadratmax=max(alfakuadrat)
> k=1/alfakuadratmax
>   cat("=====  
=====\n")
=====  
==
>   cat("Nilai Parameter Ridge k\n")
Nilai Parameter Ridge k
>   print(k)
[1] 0.001762739
```

Lampiran 8. Uji Keباikan Model

```

> Xbaru <- cbind(rep(1, nrow(data.awal)), as.matrix(data.a
wal[,2:7]))
YTOPI=(Xbaru%%beta.fix)
e1=(Y - YTOPI)

> # Hitung AIC untuk regresi awal
> AIC_regresi_awal <- AIC(regresi.awal)
>
> # Hitung log-likelihood dari model regresi berdasarkan n
ilai beta
> logLikelihood <- function(beta.fix, Xbaru, Y) {
+   resid <- e1
+   sigma_sq <- sum(resid^2) / length(resid) # Estimasi v
arian residu
+   logLik <- sum(dnorm(resid, mean = 0, sd = sqrt(sigma_s
q), log = TRUE))
+   return(logLik)
+ }
> # Hitung log-likelihood
> logLik <- logLikelihood(beta.fix, Xbaru, Y)
>
> # Hitung AIC
> AIC_MJPR <- -2 * logLik + 2 * 6
>
> # Gabungkan nilai AIC
> aic <- cbind(AIC_regresi_awal, AIC_MJPR)
> aic
      AIC_regresi_awal AIC_MJPR
[1,]          134.9758  133.1317

```

Lampiran 9. Riwayat Hidup Peneliti**A. DATA PRIBADI**

Nama : Nurul Hidayah Nasir
NIM : H051201042
Tempat, Tanggal Lahir : Pare-Pare, 14 Agustus 2002
Agama : Islam
Jenis Kelamin : Perempuan
Suku : Bugis
Alamat : Jl. Politeknik No.66
E-mail : nhidaya131@gmail.com
No. Handphone : 085213272035

B. RIWAYAT PENDIDIKAN

1. SDN 275 Kmp.Bila (2008-2014)
2. SMPN 1 Mattiro Bulu (2014-2017)
3. SMAN 1 Pinrang (2017-2020)
4. S1 Program Studi Statistik FMIPA Unhas (2020-2024)