

DAFTAR PUSTAKA

- Abdy, M. (2019). Tinjauan Singkat Tentang Regresi Parametrik dan Regresi Non Parametrik. *SAINTIFIK: Jurnal Matematika, Sains dan Pembelajarannya*, 5(1), 58–62.
- Agustina, N., Suparti, S., & Mukid, M. A. (2015). Pemodelan Data Indeks Harga Saham Gabungan Menggunakan Regresi Penalized Spline. *Jurnal Gaussian*, 4(3), 603–612.
- Andika, F., Afriza, N., Husna, A., Rahmi, N., & Safitri, F. (2022). Edukasi Tentang Isu Permasalahan Kesehatan Di Indonesia Bersama Calon Tenaga Kesehatan Masyarakat Provinsi Aceh. *Jurnal Pengabdian Kepada Masyarakat (KESEHATAN)*, 4(1), 39–44.
- Asriyanti, R., Yahya, I., Abapihi, B., Wibawa, G. N. A., & Laome, L. (2022). Penerapan Regresi Nonparametrik Spline Dalam Memodelkan Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Jumlah Kasus Tuberkulosis Di Sulawesi Tenggara. *Seminar Nasional Sains dan Terapan VI*, 6, 100–109.
- Atmarita, F. (2004). Analisis Situasi Gizi dan Kesehatan Masyarakat. Jakarta: Direktorat Gizi Masyarakat, Departemen Kesehatan.
- Budiantara, I. N. (2005). Model Keluarga Spline Polinomial Truncated dalam Regresi Semiparametrik. *BIMIPA*, 15(3), 55–61.
- Cahyandari, R. (2014). Pengujian Overdispersi pada Model Regresi Poisson (Studi Kasus: Laka Lantas Mobil Penumpang di Provinsi Jawa Barat). *Statistika*, 14(2), 69–76.
- Davis, R. A., Dunsmuir, W. T. M., & Streett, S. B. (2005). Maximum Likelihood Estimation for an Observation Driven Model for Poisson Counts. *Methodology and Computing in Applied Probability*, 7, 149–159.
- Dewanti, N. P. P., Susilawati, M., & Srinadi, I. G. A. M. (2016). Perbandingan Regresi Zero Inflated Poisson (ZIP) dan Regresi Zero Inflated Negative Binomial (ZINB) pada Data Overdispersion. *E-Jurnal Matematika*, 5(4), 122–138.
- K., & Budiantara, I. N. (2012). Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Status Gizi Buruk di Jawa Timur dengan Pendekatan Regresi Nonparametrik. *Jurnal Sains dan Seni ITS*, 1(1), D177–D182.



- Dinas Kesehatan Sulawesi Selatan. (2021). Profil Kesehatan Provinsi Sulawesi Selatan 2021. Pusat Data dan Informasi.
- Dobson, A. J., & Barnett, A. G. (2002). An Introduction to Generalized Linear Models. CRC press.
- Eubank, R. L. (1999). Nonparametric Regression and Spline Smoothing. CRC press.
- Famoye, F. (1993). Restricted Generalized Poisson Regression model. *Communications in Statistics-Theory and Methods*, 22(5), 1335–1354.
- Famoye, F., & Wang, W. (2004). Censored Generalized Poisson Regression Model. *Computational statistics & data analysis*, 46(3), 547–560.
- Fathurahman, M. (2011). Estimasi Parameter Model Regresi Spline. *Jurnal eksponensial*, 2(1), 53–58.
- Ginting, E. D. B. (2023). Penaksiran Parameter Regresi Poisson Dengan Maximum Likelihood. *IJM: Indonesian Journal of Multidisciplinary*, 1(6), 2297–2302.
- Hastie, T. J. (2017). Generalized Additive Models. Dalam *Statistical models in S* (hlm. 249–307). Routledge.
- Insiro, A. R., Handajani, S. S., & Subanti, S. (2023). Pemodelan Indeks Pembangunan Gender Provinsi Jawa Barat Menggunakan Regresi Nonparametrik Penalized Spline. *Prosiding Seminar Pendidikan Matematika dan Matematika*, 8.
- Irwan, I., Alwi, W., & Nurhasanah, N. (2021). Pemodelan Jumlah Kematian Neonatal di Provinsi Sulawesi Selatan Menggunakan Regresi Poisson Inverse Gaussian. *Teknosains: Media Informasi Sains dan Teknologi*, 15(2), 137–143.
- Islamiyati, A. (2017). Spline Polynomial Truncated dalam Regresi Nonparametrik. *Jurnal Matematika, Statistika Dan Komputasi*, 14(1), 54–60.
- Islamiyati, A. (2019). Penggunaan Regresi Spline Terpenalti dalam Mengidentifikasi Pola Perubahan Nilai Kurs Rupiah di Indonesia.
- Wahyuni, A., Anisa, A., Raupong, R., Massalesse, J., Sirajang, N., Sahrman, S., Wahyuni, A. (2022). Estimasi Model Regresi Spline Kubik Tersegmen



- dengan Metode Penalized Least Square. *Al-Khwarizmi: Jurnal Pendidikan Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam*, 10(2), 139–148.
- Jao, N., Islamiyati, A., & Sunusi, N. (2022). Pemodelan Regresi Nonparametrik Spline Poisson pada Tingkat Kematian Bayi di Sulawesi Selatan. *Estimasi: Journal of Statistics and Its Application*, 14–22.
- Kurniawan, R. (2016). *Analisis Regresi*. Prenada Media.
- McCullagh, P. (1989). *Generalized Linear Models*. Routledge.
- Nisa, A., Makkulau, M., Laome, L., Cahyono, E., & Mukhtar, N. (2022). Pemodelan IHK dengan Regresi Nonparametrik Spline Multivariabel. *Jurnal Matematika Komputasi dan Statistika*, 2(1), 5.
- Ruppert, D. (2002). Selecting The Number of Knots for Penalized Splines. *Journal of computational and graphical statistics*, 11(4), 735–757.
- Ruppert, D., Wand, M. P., & Carroll, R. J. (2003). *Semiparametric regression* (Nomor 12). Cambridge university press.
- Sanusi, W., Syam, R., & Adawiyah, R. (2019). Model Regresi Nonparametrik dengan Pendekatan Spline (studi kasus: Berat Badan Lahir Rendah di Rumah Sakit Ibu dan Anak Siti Fatimah Makassar). *Journal of Mathematics, Computations, and Statistics*, 2(1), 70–81.
- Schworer, A., & Hovey, P. (2004). Newton-Raphson Versus Fisher Scoring Algorithms in Calculating Maximum Likelihood Estimates.
- Sembiring, J. B. (2019). *Buku Ajar Neonatus, Bayi, Balita, Anak Pra Sekolah*. Deepublish.
- Stone, C. J. (1985). Additive Regression and Other Nonparametric Models. *The annals of Statistics*, 13(2), 689–705.
- Sundari, M., & Sihombing, P. R. (2021). Penanganan Overdispersi pada Regresi Poisson:(Studi Kasus: Pengaruh Faktor Iklim Terhadap Jumlah Penderita Penyakit Demam Berdarah di Kota Bogor). *Jurnal Lebesgue: Jurnal Ilmiah Pendidikan Matematika, Matematika Dan Statistika*, 2(1), 1–9.
- Umami, N. S., Ispriyanti, D., & Widiharih, T. (2013). Aplikasi model regresi poisson tergeneralisasi pada kasus angka kematian bayi di Jawa Tengah tahun 2007. *Jurnal Gaussian*, 2(4), 361–368.



- Wang, W., & Famoye, F. (1997). Modeling Household Fertility Decisions with Generalized Poisson Regression. *Journal of population economics*, 10, 273–283.
- Wang, Y. (2007). Maximum Likelihood Computation Based on The Fisher Scoring and Gauss–Newton Quadratic Approximations. *Computational statistics & data analysis*, 51(8), 3776–3787.
- Wangsih, G., Suparti, S., & Sudarno, S. (2022). Pemodelan Kurs Dollar Amerika Serikat Terhadap Rupiah menggunakan Regresi Penalized Spline Dilengkapi GUI R. *Jurnal Gaussian*, 11(2), 218–227.
- WHO. (2020). Neonatal and perinatal mortality 2000 Country, regional and global estimates. <https://www.who.int/publications/i/item/9241563206>



LAMPIRAN



Lampiran 1. Data Penelitian

Kabupaten/Kota	Y	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆
Selayar	5	68,63	72,32	104	86,66	80	229
Bulukumba	45	73,31	98,8	888	94,81	168	550
Bantaeng	15	98,13	96,48	130	100	229	110
Jeneponto	51	74,58	73,86	226	94,17	399	364
Takalar	25	94,48	94,48	71	100	435	507
Gowa	39	93,29	87,97	315	97,9	898	1173
Sinjai	38	87,78	45,9	195	90,1	153	360
Maros	20	91,59	91,59	282	86,34	408	806
Pangkep	41	89,09	88,63	261	88,94	390	442
Barru	3	91,98	97,59	158	87,27	191	316
Bone	52	94,12	85,1	410	93	308	1239
Soppeng	22	77,03	77,03	213	90,47	203	216
Wajo	25	91,89	91,89	377	93,09	357	579
Sidrap	19	84,56	88,85	313	82,63	245	333
Pinrang	24	98,43	98,39	329	95,35	571	865
Enrekang	11	53,67	54,94	158	92,15	137	217
Luwu	31	78,17	78,33	163	92,1	410	495
Tana Toraja	11	84,91	84,91	65	63,63	97	87
Luwu Utara	32	82,18	75,71	209	95,55	409	251
Luwu Timur	32	88,34	88,34	312	92,53	348	412
Toraja Utara	14	71,61	63,36	148	87,16	302	221
Makassar	35	92,38	92,22	781	70,87	2812	3387
Pare-Pare	4	68,16	67,09	128	81,48	86	249
Palopo	8	86,40	86,4	117	84,91	179	305

Keterangan:

Y = Jumlah Kematian Neonatus

X₁ = Persentase Cakupan Pelayanan K4 pada Ibu Hamil

X₂ = Persentase Ibu Hamil yang Mendapatkan TTD

X₃ = Jumlah Bayi dengan Berat Badan Lahir Rendah

X₄ = Persentase Bayi Baru Lahir yang Mendapatkan IMD

X₅ = Jumlah Cakupan Imunisasi Td2+ pada Ibu Hamil

X₆ = Jumlah Cakupan Komplikasi Neonatus yang Ditangani



Lampiran 2. Hasil Output untuk Uji Kolmogorov-Smirnov

```
> ks.test(y,"ppois",lambda=25,alternative="two.sided")
```

Asymptotic one-sample Kolmogorov-Smirnov test

```
data: y  
D = 0.3166, p-value = 0.01628  
alternative hypothesis: two-sided
```



Lampiran 3. Koefisien Determinasi antara Variabel Y dan X

```
> summary(Estimasi1) #R^2=1-(ResidualDeviance/NullDeviance)=0.058
```

```
Call:
glm(formula = y ~ x1, family = poisson(), data = dataq1)
```

```
Coefficients:
```

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	2.041150	0.344372	5.927	3.08e-09 ***
x1	0.013937	0.003999	3.485	0.000492 ***

```
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
(Dispersion parameter for poisson family taken to be 1)
```

```
Null deviance: 217.01 on 23 degrees of freedom
Residual deviance: 204.26 on 22 degrees of freedom
AIC: 324.25
```

```
Number of Fisher Scoring iterations: 5
```

```
> summary(Estimasi2) #R^2=1-(ResidualDeviance/NullDeviance)=0.006
```

```
Call:
glm(formula = y ~ x2, family = poisson(), data = dataq2)
```

```
Coefficients:
```

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	2.916953	0.257594	11.324	<2e-16 ***
x2	0.003685	0.003058	1.205	0.228

```
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
(Dispersion parameter for poisson family taken to be 1)
```

```
Null deviance: 217.01 on 23 degrees of freedom
Residual deviance: 215.54 on 22 degrees of freedom
AIC: 335.53
```

```
Number of Fisher Scoring iterations: 5
```

```
> summary(Estimasi3) #R^2=1-(ResidualDeviance/NullDeviance)=0.234
```

```
Call:
glm(formula = y ~ x3, family = poisson(), data = dataq3)
```

```
Coefficients:
```

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	2.8516496	0.0677304	42.103	< 2e-16 ***
x3	0.0012636	0.0001657	7.626	2.42e-14 ***

```
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
(Dispersion parameter for poisson family taken to be 1)
```

```
Null deviance: 217.01 on 23 degrees of freedom
Residual deviance: 166.46 on 22 degrees of freedom
AIC: 286.45
```

```
Number of Fisher Scoring iterations: 5
```



Lampiran 3. Koefisien Determinasi antara Variabel Y dan X (lanjutan)

```
> summary(Estimasi4) #R^2=1-(ResidualDeviance/NullDeviance)=0.119
```

```
Call:
glm(formula = y ~ x4, family = poisson(), data = dataq4)
```

```
Coefficients:
```

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	0.703247	0.528725	1.330	0.183
x4	0.027967	0.005803	4.819	1.44e-06 ***

```
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
(Dispersion parameter for poisson family taken to be 1)
```

```
Null deviance: 217.01 on 23 degrees of freedom
Residual deviance: 191.13 on 22 degrees of freedom
AIC: 311.12
```

```
Number of Fisher Scoring iterations: 5
```

```
> summary(Estimasi5) #R^2=1-(ResidualDeviance/NullDeviance)=0.065
```

```
Call:
glm(formula = y ~ x5, family = poisson(), data = dataq5)
```

```
Coefficients:
```

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	3.112e+00	5.054e-02	61.576	< 2e-16 ***
x5	2.442e-04	6.001e-05	4.069	4.71e-05 ***

```
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
(Dispersion parameter for poisson family taken to be 1)
```

```
Null deviance: 217.01 on 23 degrees of freedom
Residual deviance: 202.83 on 22 degrees of freedom
AIC: 322.83
```

```
Number of Fisher Scoring iterations: 5
```

```
> summary(Estimasi6) #R^2=1-(ResidualDeviance/NullDeviance)=0.105
```

```
Call:
glm(formula = y ~ x6, family = poisson(), data = dataq6)
```

```
Coefficients:
```

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	3.064e+00	5.302e-02	57.801	< 2e-16 ***
x6	2.480e-04	4.757e-05	5.214	1.85e-07 ***

```
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
(Dispersion parameter for poisson family taken to be 1)
```

```
Null deviance: 217.01 on 23 degrees of freedom
Residual deviance: 194.03 on 22 degrees of freedom
AIC: 314.02
```

```
Number of Fisher Scoring iterations: 5
```



Lampiran 4. Hasil Output untuk Algoritma *Full Search*

```

> carioptimal(y,x1)
Masukkan batas bawah lambda:0
Masukkan batas atas lambda:1000
Masukkan nilai increment lambda:0.1
Orde Jumlah Knot Lambda      GCV
  1           3    1000 230.7034

> carioptimal(y,x2)
Masukkan batas bawah lambda:0
Masukkan batas atas lambda:1000
Masukkan nilai increment lambda:0.1
Orde Jumlah Knot Lambda      GCV
  1           1    1000 244.1546

> carioptimal(y,x3)
Masukkan batas bawah lambda:0
Masukkan batas atas lambda:1000
Masukkan nilai increment lambda:0.1
Orde Jumlah Knot Lambda      GCV
  1           1    304.6 145.9691

> carioptimal(y,x4)
Masukkan batas bawah lambda:0
Masukkan batas atas lambda:1000
Masukkan nilai increment lambda:0.1
Orde Jumlah Knot Lambda      GCV
  1           3     0.3 173.6676

> carioptimal(y,x5)
Masukkan batas bawah lambda:0
Masukkan batas atas lambda:1000
Masukkan nilai increment lambda:0.1
Orde Jumlah Knot Lambda      GCV
  1           1    796.3 179.2384

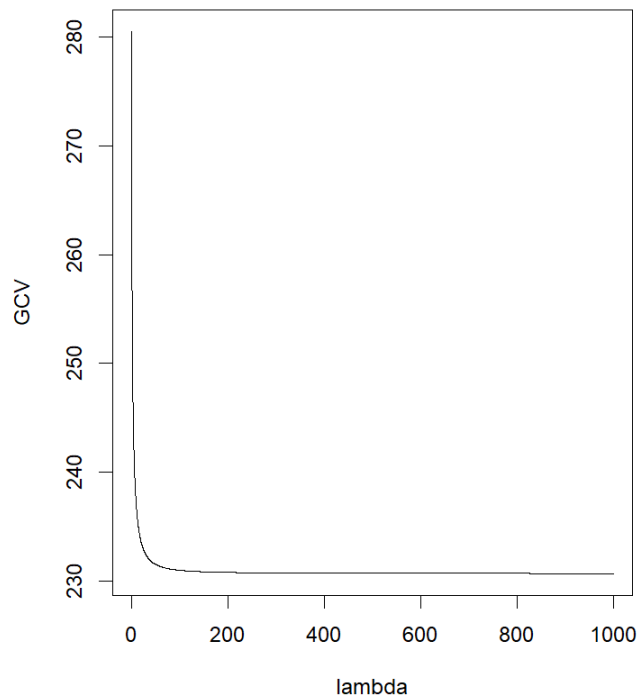
> carioptimal(y,x6)
Masukkan batas bawah lambda:0
Masukkan batas atas lambda:1000
Masukkan nilai increment lambda:0.1
Orde Jumlah Knot Lambda      GCV
  1           1    825.8 168.409

```



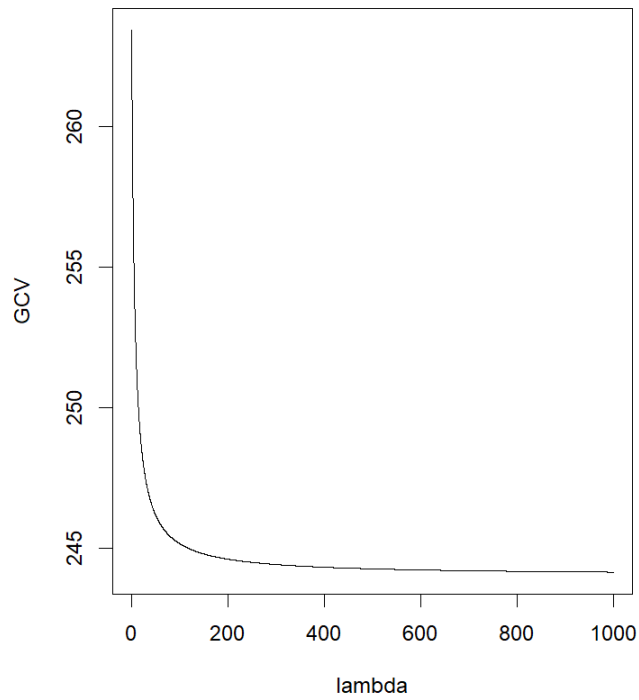
Lampiran 5. GCV Minimum untuk X_1

Orde (q)	Jumlah Knot (k)	GCV
1	1	230,761
1	2	230,733
1	3	230,703
1	4	230,730
2	1	249,826
2	2	255,573
2	3	258,464
2	4	259,145



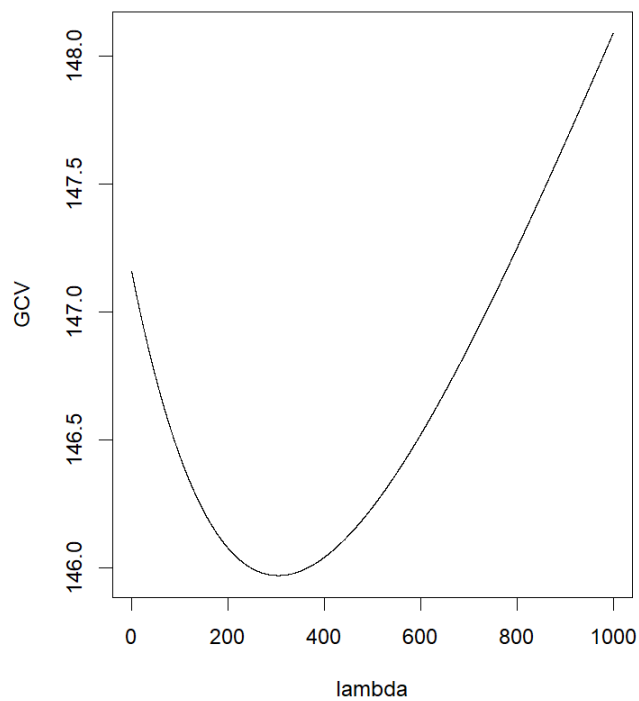
Lampiran 6. GCV Minimum untuk X_2

Orde (q)	Jumlah Knot (k)	GCV
1	1	244,154
1	2	244,387
1	3	244,512
1	4	244,621
2	1	269,860
2	2	261,122
2	3	256,849
2	4	254,635



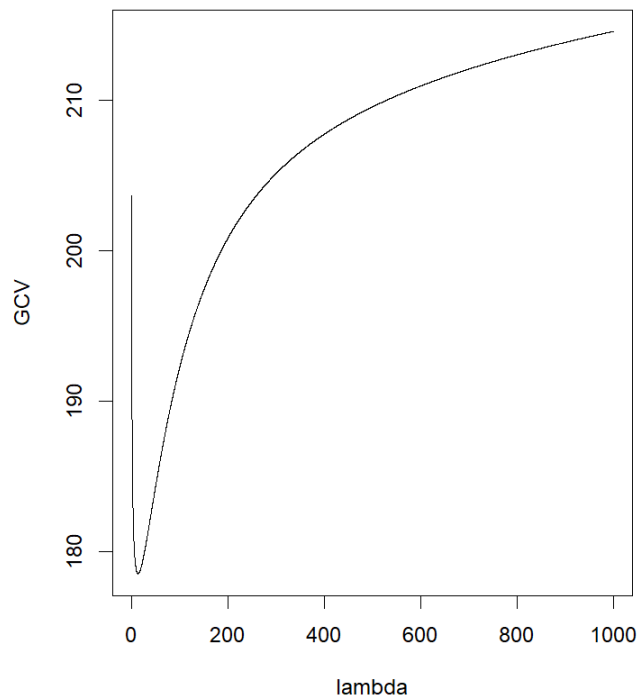
Lampiran 7. GCV Minimum untuk X_3

Orde (q)	Jumlah Knot (k)	GCV
1	1	145,969
1	2	165,035
1	3	150,682
1	4	153,110
2	1	174,822
2	2	154,036
2	3	163,287
2	4	151,483



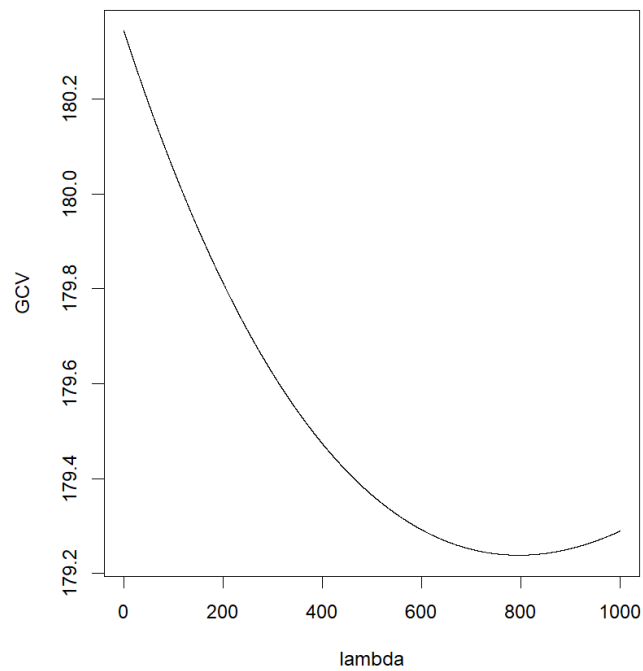
Lampiran 8. GCV Minimum untuk X_4

Orde (q)	Jumlah Knot (k)	GCV
1	1	235,827
1	2	177,763
1	3	173,667
1	4	177,818
2	1	203,397
2	2	204,475
2	3	215,713
2	4	204,816



Lampiran 9. GCV Minimum untuk X_5

Orde (q)	Jumlah Knot (k)	GCV
1	1	179,238
1	2	186,073
1	3	188,629
1	4	188,532
2	1	200,522
2	2	217,844
2	3	218,952
2	4	237,404



Lampiran 10. GCV Minimum untuk X_6

Orde (q)	Jumlah Knot (k)	GCV
1	1	168,409
1	2	173,948
1	3	173,045
1	4	177,425
2	1	193,621
2	2	186,764
2	3	214,141
2	4	185,497

