



**PEMODELAN REGRESI SEMIPARAMETRIK GAMLSS
DENGAN PEMULUSAN *PENALIZED SPLINE*
MENGGUNAKAN WEB INTERAKTIF**

SKRIPSI

Oleh

**Anton Satria Darmawan
NIM 121810101031**

**JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS JEMBER
2016**



**PEMODELAN REGRESI SEMIPARAMETRIK GAMLSS
DENGAN PEMULUSAN *PENALIZED SPLINE*
MENGGUNAKAN WEB INTERAKTIF**

SKRIPSI

Oleh

**Anton Satria Darmawan
NIM 121810101031**

**JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS JEMBER
2016**

PERSEMBAHAN

Skripsi ini saya persembahkan untuk:

1. Ayahanda Sudarno dan Ibunda Sumarti yang memberikan seluruh semangat dan doanya selama perjalanan studi;
2. Prof. Drs. I Made Tirta M.Sc., Ph. D selaku Dosen Pembimbing Utama dan Dian Anggraeni, S.Si., M.Si selaku Dosen Pembimbing Anggota yang telah membimbing secara intensif dalam menyempurnakan tugas akhir ini;
3. Almamater Jurusan Matematika FMIPA Universitas Jember, SMA Muhammadiyah 3 Jember, SMPN 11 Jember, dan SDN kepatihan 14 Jember;
4. keluarga besar Djani Benar di Surabaya yang terus memotivasi penulis agar tidak mudah putus asa;
5. keluarga besar Lembaga Pers Mahasiswa MIPA (LPMM) ALPHA yang memberikan tempat bagi penulis untuk menambah wawasan non akademik dan sebagai wahana penghapus kepenatan;
6. keluarga besar Bathic '12 yang selalu memberikan semangat kepada penulis selama dalam perkuliahan;
7. semua pihak yang membantu penulis dalam penyelesaian tugas akhir.

MOTTO

“Persiapan adalah hal pertama yang dilakukan sebelum perang”
(Anonim)

“Allah tidak membebani kewajiban kepada seseorang kecuali sesuai dengan
kesanggupannya”
(Al-Baqarah, Ayat 286)^{*)}

“Sesungguhnya dimana ada kesulitan disitu ada kelapangan”
(Al-Insyirah, Ayat 5)^{*)}

“Dan memberinya rezeki dari pintu yang tidak diduga-duga olehnya.
Barangsiapa yang bertawakkal kepada Allah, maka Tuhan akan mencukupkan
kebutuhannya. Bahkan sesungguhnya Allah pelaksana semua peratutan-Nya.
Allah juga telah menjadikan segala-galanya serba berukuran”
(Ath-Thalaq, Ayat 3)^{*)}

^{*)}Departemen Dalam Negeri Republik Indonesia. 1978. *Al-Qur'an & Tafsir, Huruf Arab & Latin*. Bandung : Firma SUMATRA.

PERNYATAAN

Saya yang bertandatangan di bawah ini:

Nama : Anton Satria Darmawan

NIM : 121810101031

menyatakan dengan sebenarnya bahwa karya ilmiah yang berjudul “Pemodelan Regresi Semiparametrik GAMLSS dengan Pemulusan *Penalized Spline* Menggunakan Web Interaktif” adalah benar-benar hasil karya sendiri, kecuali kutipan yang sudah saya sebutkan sumbernya, belum pernah diajukan pada institusi manapun, dan bukan karya jiplakan. Saya bertanggungjawab atas keabsahan dan kebenaran isinya sesuai dengan sikap ilmiah yang harus dijunjung tinggi.

Demikian perryataan ini saya buat dengan sebenarnya, tanpa ada tekanan dan paksaan dari pihak manapun serta bersedia mendapat sanksi akademik apabila ternyata dikemudian hari pernyataan ini tidak benar.

Jember, Juni 2016

Yang menyatakan,

Anton Satria Darmawan
NIM 121810101031

SKRIPSI

**PEMODELAN REGRESI SEMIPARAMETRIK GAMLSS DENGAN
PEMULUSAN *PENALIZED SPLINE* MENGGUNAKAN WEB
INTERAKTIF**

Oleh

Anton Satria Darmawan

NIM 121810101031

Pembimbing:

Dosen Pembimbing Utama : Prof. Drs. I Made Tirta, M.Sc, Ph.D

Dosen Pembimbing Anggota : Dian Anggraeni, S.Si, M.Si

PENGESAHAN

Skripsi berjudul “Pemodelan Regresi Semiparametrik GAMLSS dengan Pemulusan *Penalized Spline* Menggunakan Web Interaktif” telah diuji dan disahkan pada:

Hari, tanggal :

Tempat : Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Jember.

Tim Pengaji:

Dosen Pembimbing Utama,

Dosen Pembimbing Anggota,

Prof. Drs. I Made Tirta, M.Sc., Ph.D.
NIP. 195912201985031002

Dian Anggraeni, S.Si, M.Si.
NIP. 198202162006042002

Pengaji I,

Pengaji II,

Dr. Mohammad Fatekurohman, S.Si., M.Si. Dr. Alfian Futuhul Hadi, S.Si, M.Si.
NIP. 196906061998031001 NIP. 197407192000121001

Mengesahkan

Dekan,

Drs. Sujito,Ph.D.
NIP. 196102041987111001

RINGKASAN

Pemodelan Regresi Semiparametrik GAMLSS dengan Pemulusan *Penalized Spline* Menggunakan Web Interaktif; Anton Satria Darmawan,121810101031; 2016; 46 halaman; Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Jember.

Generalized Additive Model for Location, Scale, and Shape (GAMLSS) adalah suatu model yang dapat diterapkan untuk memodelkan data secara semi parametrik dengan empat parameter distribusi yaitu parameter lokasi (μ), skala (σ), dan *shape* yaitu *skewness* (v), dan kurtosis (τ). GAMLSS merupakan perluasan dari GAM, oleh karena itu pada model ini juga menyediakan *smoothing* untuk variabel prediktor yang dimodelkan dengan non parametrik. Kelebihan GAMLSS daripada GAM variabel respon berasal dari distribusi keluarga eksponensial dan tambahan distribusi-distribusi lain.

Pada penelitian ini dibahas mengenai pemodelan GAMLSS dengan menggunakan web interaktif. Tujuan penelitian ini membuat web interaktif dengan menggunakan R-shiny sehingga seorang statistikawan dapat dengan mudah menganalisis data ataupun memodelkan data menggunakan GAMLSS. Data yang dianalisis pada penelitian ini adalah data kematian akibat penyakit demam berdarah di 33 provinsi di Indonesia sebagai variabel respon (y). Data kematian akibat penyakit demam berdarah ini merupakan data sekunder yang didapatkan dari Profil Kesehatan Indonesia Tahun 2013.

Hasil dari penelitian ini ada dua yaitu web interaktif yang dapat diakses di alamat <http://statslab-rshiny.fmipa.unej.ac.id/JORS/GAMLSS/> dan hasil estimasi parameter distribusi. program GAMLSS yang dibuat berbasis web interaktif memiliki fitur web berupa, *scatterplot*, pilihan menu data, pilihan pemulusan (pb(),lo(),cs(), dan ps()), pilihan formula *location*, *scale* dan *shape*, pilihan *df*, pilihan *span* untuk *local regression* (loess), pilihan *degree* untuk loess, adanya *term.plot()*, *worm plot*, dan histogram distribusi. Kelebihan web interaktif yang

dibuat yaitu bersifat tutorial selain *user* membaca teori dapat langsung mengaplikasikan data yang disiapkan ataupun data yang dipersiapkan oleh *user*, lebih praktis ketika mengubah formula daripada menggunakan R. Kekurangan dari web interaktif ini masih belum ada menu posisi knot, pilihan derajat polinomial dan pengaturan λ , pemulusan yang digunakan masih beberapa dari keluarga *spline* dan loess saja, bagian non parametrik yang dimodelkan hanya satu variabel prediktor, pada bagian σ , ν , τ hanya dimodelkan variabel linier saja (tidak ada pemulusan dan tidak ada kombinasi variabel prediktor), μ masih belum termodelkan secara polinomial dan pemulusan hanya termodifikasi satu variabel prediktor. Hasil analisis pemodelan GAMLSS pemulusan *penalized spline* pada penelitian ini didapatkan distribusi terbaik adalah NBII, jumlah *df* terbaik yaitu 4, dan parameter distribusi *scale* dimodelkan dengan x_4 . Model terbaik untuk data kematian akibat demam berdarah adalah

$$\begin{aligned}\log(\mu) &= \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_4 x_4 + ps(x_3, df = 4) \\ &= -6,696 + 7,277 \cdot 10^{-5} x_1 + 3,084 \cdot 10^{-2} x_2 + 1,623 \cdot 10^{-3} x_4 \\ &\quad + ps(x_3, df = 4)\end{aligned}$$

dan model dari σ adalah

$$\log(\sigma) = 4,0701 - 0,0123x_4$$

dengan masing-masing x_1, x_2, x_3 , dan x_4 adalah banyak kasus gizi buruk (jiwa), jumlah kabupaten/kota yang terjangkit penyakit demam berdarah (persen), jumlah rumah tangga sehat dan bersih (persen), dan jumlah puskesmas (bangunan).

PRAKATA

Puji syukur penulis panjatkan atas kehadirat Allah SWT, yang telah melimpahkan rahmat, taufiq, dan hidayahnya sehingga skripsi yang berjudul “Pemodelan Regresi Semiparametrik GAMLSS dengan Pemulusan *Penalized Spline* Menggunakan Web Interaktif” dapat terselesaikan. Skripsi ini disusun guna untuk melengkapi tugas akhir dan salah satu syarat untuk menyelesaikan program sarjana (S1) Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam (FMIPA) Universitas Jember. Sholawat serta salam senantiasa tercurahkan atas junjungan nabi besar Muhammad SAW. Penyusunan skripsi ini tidak lepas dari bantuan berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis menyampaikan terima kasih kepada:

1. Prof. Drs. I Made Tirta, M.Sc., Ph.D selaku Dosen Pembimbing Utama dan Dian Anggraeni, S.Si, M.Si selaku Dosen Pembimbing Anggota yang telah menyisihkan sedikit waktunya untuk membimbing penulis selama menyusun tugas akhir ini;
2. Dr. Mohammad Fatekurohman, S.Si., M.Si. selaku Dosen Pengaji I dan Dr. Alfian Futuhul Hadi, S.Si, M.Si. selaku Dosen Pengaji II yang telah banyak memberikan kritik dan saran dalam penulisan skripsi ini;
3. teman-teman Bathic’ 12 yang telah memberikan motivasinya;
4. teman-teman seperjuangan dalam menapaki tahap-tahap tugas akhir Dwindah, Ummah, Zulfi, Fifit, dan teman-teman sebidang yang telah meluangkan waktu dan membagi semangatnya;
5. teman baikku Iman, Amalia, Mas Hadi dan Mbak Laily yang telah memberikan dukungan dan motivasi;
6. kawan-kawan LPMM Alpha dan PPMI Jember yang sudah memberikan pengalaman serta dukungan semangatnya;
7. semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu per satu.

Penulis mengucapkan terima kasih kepada seluruh pihak yang telah membantu baik secara langsung maupun tidak langsung selama penyusunan skripsi ini. Penulis menyadari bahwa masih banyak kekurangan dalam penyusunan skripsi, untuk itu diharapkan kritik dan saran guna penyempurnaan skripsi ini. Akhirnya penulis berharap semoga skripsi ini dapat memberikan manfaat terhadap pembaca.

Jember, Juni 2016

Penulis

DAFTAR ISI

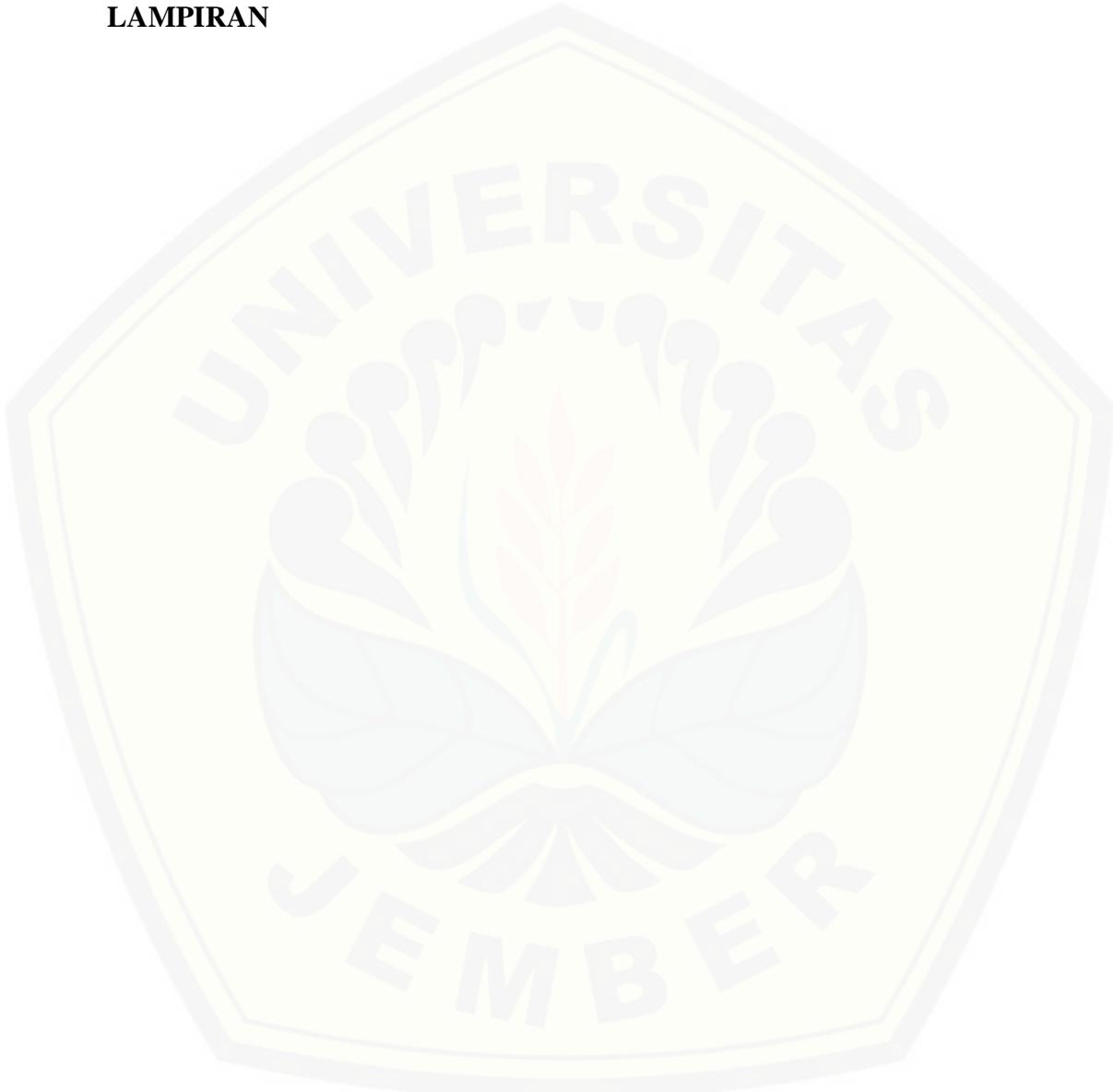
	Halaman
HALAMAN JUDUL	i
HALAMAN PERSEMBAHAN	ii
HALAMAN MOTTO	iii
HALAMAN PERNYATAAN.....	iv
HALAMAN PEMBIMBINGAN.....	v
HALAMAN PENGESAHAN.....	vi
RINGKASAN	vii
PRAKATA	ix
DAFTAR ISI	xi
DAFTAR TABEL	xiv
DAFTAR GAMBAR	xv
DAFTAR LAMPIRAN	xvi
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Tujuan Penelitian	3
1.4 Manfaat Penelitian	4
BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA.....	5
2.1 Analisis Regresi.....	5
2.1.1 Model Regresi Parametrik.....	5
2.1.2 Model Regresi Non Parametrik	5
2.1.3 Model Regresi Semi Parametrik.....	6
2.2 Generalized Additive Model (GAM)	6
2.3 Skewness dan Kurtosis	7
2.3.1 Skewness	7
2.3.2 Kurtosis.....	8

2.4 Generalized Additive Model for Location, Scale and Shape (GAMLSS)	9
2.4.1 Definisi GAMLSS	9
2.4.2 Algoritma Rigby & Stasinopoulos (RS).....	10
2.5 Estimator Penalized Spline	12
2.6 Pemilihan Model Terbaik	14
2.6.1 <i>Akaike's Information Criterion</i> (AIC)	14
2.6.2 <i>Schwarz Information Criterion</i> (SIC).....	14
2.6.3 <i>Generalized Akaike Information Criterion</i> (GAIC)	15
2.7 Distribusi Data Cacahan pada GAMLSS	15
2.7.1 Distribusi Poisson.....	15
2.7.2 Distribusi Binomial Negatif I	16
2.7.3 Distribusi Binomial Negatif II.....	16
2.7.4 Distribusi <i>Zero-Inflated Poisson</i> (ZIP).....	16
2.7.5 Distribusi Delaporte.....	17
2.8 Uji Pengepasan Model	17
2.8.1 Histogram Distribusi.....	17
2.8.2 <i>Worm Plot</i>	19
2.9 R-Shiny	20
BAB 3 METODE PENELITIAN	22
3.1 Deskripsi Data	22
3.2 Pengolahan Data	23
3.3 Analisis Data	25
BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN	27
4.1 Hasil dan Pembahasan Fitur Web	27
4.1.1 Menyusun Web Interaktif Berbasis R-Shiny.....	27
4.1.2 Tampilan Web Pemodelan GAMLSS pemulusan <i>Penalized Spline</i>	32
4.2 Hasil dan Pembahasan Analisis Data	35
4.2.1 Menentukan Distribusi yang Terbaik	35
4.2.2 Menetukan Bagian Parametrik dan Nonparametrik	37
4.2.3 Pengepasan Model Semi parametrik GAMLSS Pemulusan <i>Penalized Spline</i>	39

BAB 5 PENUTUP	43
5.1 Kesimpulan.....	43
5.2 Saran	44

DAFTAR PUSTAKA

LAMPIRAN



DAFTAR TABEL

	Halaman
3.1 Klasifikasi Variabel.....	22
4.1 Nilai AIC dan SIC Distribusi Model.....	37
4.2 Hasil Terbaik dari Analisis Pengepasan Model	39
4.3 Uji Signifikansi Estimasi Model	40

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
2.1 Histogram Distribusi.....	18
2.2 Perbandingan Histogram Distribusi.....	18
2.3 <i>Worm Plot</i>	19
2.4 Struktur Komponen R-Shiny	21
3.1 Skema Pengolahan data	25
3.2 Skema Analisis Data.....	26
4.1 Tampilan Awal Program	32
4.2 Tampilan Pilihan Data	33
4.3 Tampilan Pilihan Variabel Respon, Distribusi dan AIC/SIC	33
4.4 Tampilan Penggunaan GAIC.....	33
4.5 Tampilan Analisis Model GAMLSS	33
4.6 Tampilan Pencarian Distribusi yang Terbaik	34
4.7 Tampilan Hasil Analisis	34
4.8 Histogram Distribusi.....	36
4.9 Tampilan Sebaran Data	38
4.10 <i>Term Plot</i> dari Pemulusan $ps(x_3, df = 3)$ Model <i>i4</i>	41
4.11 Residual dari Model <i>i4</i>	42

DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
A. Data Jumlah Kematian Kasus Meninggal Balita Akibat Penyakit Demam Berdarah pada Tahun 2013	47
B. Tabel Daftar Distribusi Diskrit yang Dapat Diimplementasikan dalam Paket GAMLSS	49
C. Skrip Program index.html	50
D. Skrip Program server.r	72
E. Analisis Model Terbaik.....	78

BAB 1. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Regresi merupakan suatu teknik statistika yang dapat melakukan prediksi hubungan antara suatu variabel bebas (prediktor) dengan variabel terikat (respon). Dewasa ini telah ada berbagai jenis model regresi untuk menganalisis data kontinu maupun cacahan. Perkembangan regresi diawali oleh Galton (1822-1911) memperkenalkan model regresi yang digunakan untuk mencari hubungan tinggi badan ayah dan anaknya. Awal suatu model regresi adalah model linier sehingga dapat dikatakan bahwa regresi dengan model linier merupakan regresi paling sederhana untuk mengetahui hubungan variabel respon dengan variabel prediktor. Pada model linier variabel respon biasanya diasumsikan berdistribusi normal dan memiliki fungsi linier. Menurut Fauziah (2015) banyak data yang tidak memenuhi asumsi kenormalan sehingga perlu adanya model regresi yang lain.

Model regresi berikutnya telah dikembangkan oleh Nelder dan Weddeburn yaitu *Generalized Linear Model* (GLM). GLM dapat mengatasi kendala peubah respon yang tidak normal dan peubah respon diasumsikan memiliki sebaran yang termasuk dalam keluarga sebaran eksponensial. Fauziah (2015) GLM memiliki keterbatasan yaitu hanya mampu menganalisis model dengan variabel respon yang termasuk dalam keluarga eksponensial dengan prediktor linier sehingga perlu adanya model baru yang fungsinya dari variabel-variabel yang tidak harus linier yang disebut model aditif. Menurut Hastie dan Tibshirani (1990) *Generalized Additive Model* (GAM) merupakan perluasan GLM. GAM sendiri mencakup fungsi pemulusan dari variabel eksplanatori pada bagian nonparametrik. Kekurangan GLM dan GAM adalah tidak dapat memodelkan *skewness* dan *kurtosis* secara eksplisit ke dalam variabel eksplanatori selain itu GAM hanya mampu mengakomodasi distribusi keluarga eksponensial sehingga diperlukan model regresi lain yang mampu memodelkan keempat parameter distribusi

termasuk didalamnya adalah *skewness* dan *kurtosis* dan memiliki cakupan yang lebih luas dari keluarga eksponensial.

Model yang dikembangkan oleh Rigby dan Stasinopoulos, *et al.*, (2007) adalah *Generalized Additive Model for Location, Scale & Shape* (GAMLSS) yang memiliki kemampuan sebagai perluasan dari GLM dan GAM. GAMLSS dapat memodelkan 4 parameter dari distribusi dan metode ini juga mencakup perluasan dari distribusi keluarga eksponensial. Sebagai model semiparametrik, GAMLSS merupakan perluasan dari GAM sehingga mengakomodasi adanya fungsi pemulus atau *smoothing*. Teknik smoothing ada banyak salah satunya adalah estimator *spline*.

Estimator *spline* sendiri merupakan salah satu estimator yang dapat memberikan fleksibilitas yang lebih baik terhadap karakteristik suatu fungsi atau data yang dapat menangani fungsi bersifat mulus (*smooth*). Salah satu estimator *spline* adalah *Penalized Spline*. *Penalized Spline* merupakan gabungan dari regresi *spline* dan pemulus *spline*. Perbedaan keduanya yaitu jika yang dimaksud regresi *spline* memerlukan sedikit *knot* dan pemulus *spline* biasanya memerlukan lebih banyak *knot*. Djuraidah dan Aunuddin (2006) menjelaskan bahwa *penalized spline* memiliki dua keuntungan yaitu dari pendugaan parametrik pada regresi *spline* dan penyesuaian yang fleksibel terhadap tingkat kehalusan kurva yang dihasilkan dari pinalti kekasaran pada pemulus *spline* yang artinya memiliki ukuran parameter penghalus sebesar $\lambda \geq 0$.

Penelitian sebelumnya yang telah dilakukan antara lain oleh Wandi (2012) yang telah meneliti data agroklimatologi berupa data kontinu pada sub proyek Pekalen-Sampean Kabupaten Jember dengan menggunakan paket GAMLSS, algoritma RS (Rigby-Stasinopoulos), dan pemulusan *cubic spline*. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa distribusi yang sesuai untuk data kontinu tersebut adalah *Generalized Gamma* dengan memodelkan parameter μ, σ dan ν beserta hasil estimasinya. Selain itu penelitian Fauziah (2015) yaitu menganalisis hubungan antara jumlah kematian akibat pneumonia dengan jumlah kasus gizi buruk, cakupan imunisasi dasar yang diberikan, jumlah rumah tangga yang sehat dan bersih, serta jumlah puskesmas tiap provinsi sebagai variabel eksplanatorinya.

Hasil penelitian tersebut menyatakan bahwa distribusi yang paling sesuai adalah Binomial Negatif Tipe 2 dan parameter model tidak ada yang signifikan sehingga diakhir penelitiannya hanya dilakukan estimasi parameter distribusi.

Pada penelitian GAMLSS sebelumnya belum ada yang menggunakan web interaktif atau bisa dikatakan bahwa penelitian sebelumnya hanya berupa *script*. Penggunaan web interaktif dimaksudkan untuk mempermudah seseorang yang kurang mengerti pemrograman agar mudah untuk melakukan penelitian mengenai GAMLSS tanpa harus menginstalasi program dan tidak mewajibkan bagi pengguna untuk menguasai program terlebih dahulu. Hanya satu syarat pengguna untuk melakukan penelitian menggunakan web interaktif ini yaitu harus tersambung internet. Berdasarkan penelitian-penelitian yang telah dilakukan sebelumnya, maka penelitian kali ini akan pemodelan GAMLSS khususnya dengan pemulusan *penalized spline* ditambah dengan aplikasinya akan dibuat dengan membuat web interaktif yang membuat penelitian ini sedikit berbeda. Data yang akan diteliti adalah data jumlah kasus meninggal akibat penyakit demam berdarah pada tahun 2013.

1.2 Rumusan Masalah

Adapun rumusan masalah yang didaptat dari latar belakang sebagai berikut.

- a. Bagaimana aplikasi pemodelan regresi semiparametrik GAMLSS dengan pemulusan *penalized spline* yang dibuat dalam web interaktif yang bersifat tutorial?
- b. Bagaimana hasil estimasi dari parameter lokasi, skala, bentuk, dan model terbaik GAMLSS dengan pemulusan *penalized spline* terhadap data cacahan menggunakan web interaktif?

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan yang dicapai dalam penulisan dalam tugas akhir ini adalah sebagai berikut.

- a. membuat program yang dapat memodelkan regresi semiparametrik GAMLSS dari data yang dikumpulkan dan ditampilkan secara online dalam bentuk web interaktif yang bersifat tutorial.
- b. mendapatkan hasil estimasi parameter lokasi, skala, bentuk serta model yang terbaik yang sesuai untuk data cacahan dengan menggunakan GAMLSS khususnya dengan menggunakan pemulusan *penalized spline*.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat yang diharapkan dari penyusunan tugas akhir ini adalah orang lain dapat dengan mudah menggunakan GAMLSS selain itu juga digunakan untuk mempermudah mengetahui pemulusan yang lebih baik.

BAB 2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Analisis Regresi

2.1.1 Model Regresi Parametrik

Analisis regresi sebagai kajian terhadap hubungan satu variabel yang disebut variabel yang diterangkan (variabel tidak bebas) dengan satu atau lebih variabel yang menerangkan (variabel bebas). Regresi digunakan untuk mengetahui hubungan antar variabel selain itu juga dapat digunakan untuk peramalan data. Menurut Budiantara (2011) sekumpulan data berpasangan (x_i, y_i) dan hubungan antara keduanya disumsikan dengan mengikuti model regresi pada persamaan (2.1)

$$y_i = f(x_i) + \varepsilon_i , i = 1, 2, \dots, n \quad (2.1)$$

dengan,

$f(x_i)$: kurva regresi

ε_i : *error acak*.

Regresi parametrik terdapat asumsi yang sangat kuat dan kaku yaitu bentuk kurva regresi diketahui, misalnya linier, kuadratik, kubik ataupun yang lain.

2.1.2 Model Regresi Non Parametrik

Model yang baik dapat dipandang dari berbagai aspek. Oleh karena itu, seorang pakar statistika diharapkan dapat memperlihatkan kearifannya, menghindari fanatisme yang berlebihan, dan menempatkan suatu persoalan pemodelan tepat pada porsinya. Berbeda dengan regresi parametrik yang tanpa disadari ada unsur pemaksaan dari peneliti, maka dalam regresi non parametrik hal itu tidak akan terjadi karena regresi non parametrik tidak memerlukan asumsi-asumsi tertentu. Menurut Budiantara (2011) dalam pandangan regresi non parametrik, biarkan data sendiri yang akan mencari bentuk estimasi dari kurva regresi. Menurut Wand dan Jones (1995) regresi non parametrik dengan n pengamatan yaitu

$$y_i = m(x_i) + \varepsilon_i , i = 1, 2, \dots, n \quad (2.2)$$

dengan,

m : kurva regresi

ε_i : adalah *error* acak.

Menurut Widiardi (2014) teknik *smoothing* dalam model regresi non parametrik antara lain histogram, estimator kernel, deret orthogonal, estimator spline, k-NN, deret fourier, dan wavelet.

2.1.3 Model Regresi Semi Parametrik

Pada prakteknya di lapangan permasalahan yang muncul pada regresi yaitu tidak semua variabel penjelas dapat didekati dengan pendekatan parametrik, sehingga pada permasalahan tersebut digunakan pendekatan non parametrik. Menurut Budiantara (2011) selain pendekatan regresi parametrik dan non parametrik ada juga statistikawan yang memandang kurva regresi dapat diklasifikasikan kedalam dua komponen yaitu komponen parametrik (bentuk regresi diketahui) dan komponen non parametrik (bentuk regresi tidak diketahui) sehingga pandangan ini memberi pendekatan regresi yang disebut semi parametrik. Secara umum model regresi semi parametrik dapat dimodelkan pada persamaan (2.3).

$$Y = f(x_i) + m(x_j) + \varepsilon , i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, n, i \neq j \quad (2.3)$$

dengan,

Y : variabel respon ke- i ,

f : kurva regresi parametric

m : kurva regresi non parametric

ε : *error* yang bersifat acak.

2.2 Generalized Additive Model (GAM)

GAM adalah suatu generalisasi dari model aditif dan diperkenalkan untuk menyelesaikan masalah yang tidak dapat diselesaikan oleh model aditif. Menurut Hastie dan Tibhsirani (1986) GAM adalah suatu regresi semi parametrik karena

dapat dimodelkan linier, polinomial, dan non parametrik. Model dari GAM dituliskan dalam persamaan (2.4)

$$E(Y) = f(X_1, X_2, \dots, X_p) = s_0 + s_1(X_1) + s_2(X_2) + \dots + s_p(X_p) \quad (2.4)$$

dengan $s_j(X), j = 0, 1, \dots, p$ adalah fungsi *smoothing* (fungsi penghalus). Menurut Fauziah (2015) kekurangan dari GAM adalah tidak dapat memodelkan *skewness* dan kurtosis secara langsung tetapi hanya bisa dilakukan dengan cara melalui ketergantungan *skewness* dan kurtosis terhadap μ . Selain itu GAM masih memiliki kelemahan lain yaitu GAM hanya mampu mengakomodasi distribusi keluarga eksponensial.

2.3 Skewness dan Kurtosis

Dua distribusi mungkin saja memiliki *mean* dan standar deviasi yang sama namun bisa sangat berbeda karena memberikan karakterisasi yang tidak unik dari distribusi. Adanya nilai *skewness* (kemiringan) dan kurtosis (keruncingan) diharapkan dapat memberikan gambaran lebih lengkap dalam memahami data yang terkumpul, sehingga diharapkan model statistik yang dilakukan bisa lebih valid.

2.3.1 Skewness

Skewness merupakan statistik yang digunakan dalam memberikan gambaran distribusi data apakah miring kekiri, kekanan atau simetris. Untuk mengukur derajat kemencenggan suatu distribusi dinyatakan dengan koefisien kemencenggan (koefisien *skewness*). Menurut Ramachandran dan Tsokos (2009) *skewness* didefinisikan sebagai momen ke-3 standar terhadap *mean* dan dapat dilihat pada persamaan (2.5).

$$v_i = \frac{E[(X-\mu)]^3}{\sigma^3} \quad (2.5)$$

Ukuran kemiringan (*skewness*) atau ukuran ketidaksimetrisan suatu distribusi data dibagi dalam 3 jenis, yaitu:

- a. Simetris : menunjukkan letak nilai rata-rata, median, dan modus berimpit (berkisar di satu titik). Salah satu contoh distribusi yang simetris adalah

- distribusi normal, sehingga nilai *skewnessnya* sama dengan nol, dengan $mean = median = modus$ atau pada saat $v_i = 0$
- Menceng ke kanan : *skewness* bernilai positif dimana ujung dari kecondongan menjulur kearah positif (ekor kurva sebelah kanan lebih panjang), dimana $modus < median < mean$ atau pada saat $v_i > 0$
 - Menceng ke kiri : *skewness* bernilai negatif : ujung dari kecondongan menjulur ke arah nilai negatif (ekor kurva sebelah kiri lebih panjang), dengan $mean < median < modus$ atau $v_i < 0$

2.3.2 Kurtosis

Menurut Ramachandran dan Tsokos (2009) kurtosis adalah ukuran untuk menggambarkan keruncingan (*peakness*) atau kerataan (*flatness*) suatu distribusi data. Terdapat 3 jenis kurtosis, yaitu: *leptokurtic*, *mesokurtic*, dan *platikurtic*. *Leptokurtic* yaitu bagian tengah distribusi data yang memiliki puncak yang lebih runcing (nilai keruncingan lebih dari 3), *platikurtic* yaitu bagian tengah data yang memiliki puncak lebih datar (nilai keruncingan kurang dari 3), dan *mesokurtic* yaitu bagian tengah distribusi data yang memiliki puncak diantara *leptokurtic* dan *platikurtic*. Distribusi normal sendiri memiliki bentuk *mesokurtic* dengan nilai koefisien kurtosis sama dengan 3.

kurtosis dimodelkan dengan momen keempat standar terhadap *mean* yang dimodelkan pada persamaan (2.6)

$$\tau = \frac{E[(X-\mu)^4]}{\sigma^4} \quad (2.6)$$

Adapun 3 jenis kurtosis dapat diklasifikasikan sebagai berikut:

- Leptokurtic* : bagian tengah distribusi data memiliki puncak yang lebih runcing dengan $\tau > 3$
- Platikurtic* : bagian tengah distribusi data memiliki puncak yang lebih rendah dengan $\tau < 3$
- Mesokurtic* (Normal) : bagian tengah distribusi data memiliki puncak diantara *leptokurtic* dan *platikurtic* jika $\tau = 3$

2.4 Generalized Additive Model for Location , Scale & Shape (GAMLSS)

GAMLSS adalah sebuah kelas umum pada model statistik untuk variabel respon univariat yang biasa disebut model aditif umum lokasi, skala dan bentuk. GAMLSS mengasumsikan pengamatan independen dari variabel respon y , variabel penjelas, dan nilai nilai efek random. Pada GAMLSS variabel respon berasal dari distribusi keluarga eksponensial dan tambahan distribusi-distribusi lain termasuk untuk distribusi diskrit dan kontinu dengan *highly skewed* dan kurtosis. Untuk jenis respon cacahan, metode ini cocok untuk data yang mengalami overdispersi dengan menggunakan distribusi overdispersi untuk data diskrit.

2.4.1 Definisi GAMLSS

GAMLSS mengasumsikan variabel tak bebas \mathbf{y}_i untuk $i = 1, 2, \dots, n$ dengan fungsi kepadatan peluang $f(\mathbf{y}_i | \boldsymbol{\theta}^i)$ dengan $\boldsymbol{\theta}^i = \theta_{i1}, \theta_{i2}, \theta_{i3}, \dots, \theta_{ip}$. $\boldsymbol{\theta}^i$ merupakan vektor dari 4 parameter distribusi yaitu $\boldsymbol{\mu}$, $\boldsymbol{\sigma}$, $\boldsymbol{\nu}$, $\boldsymbol{\tau}$ yang dapat disebut sebagai fungsi dari variabel eksplanatori. Parameter $\boldsymbol{\mu}$, $\boldsymbol{\sigma}$ dikarakteristikkan sebagai parameter lokasi (*location*) dan skala (*scale*), sedangkan dua parameter lainnya yaitu $\boldsymbol{\nu}$ dan $\boldsymbol{\tau}$ masing masing disebut sebagai parameter *skewness* ($\boldsymbol{\nu}$) dan kurtosis ($\boldsymbol{\tau}$) yang tergabung dalam parameter ukuran (*shape*).

Stasinopoulos dan Rigby (2007) mendefinisikan model dari GAMLSS sebagai berikut. Misalkan $\mathbf{y}^T = y_1, y_2, \dots, y_n$ dengan n adalah panjang vektor dari variabel respon, $k = 1, 2, 3, 4$, dan $g_k(\cdot)$ diketahui sebagai fungsi *link* monotonik yang menghubungkan antara parameter distribusi dengan variabel eksplanatori, maka

$$\mathbf{g}_k(\boldsymbol{\theta}_k) = \boldsymbol{\eta}_k = \mathbf{X}_k \boldsymbol{\beta}_k + \sum_{j=1}^{J_k} \mathbf{Z}_{jk} \gamma_{jk} \quad (2.7)$$

Jika $\mathbf{Z}_{jk} = \mathbf{I}_n$, dengan \mathbf{I}_n adalah matriks identitas berukuran $n \times n$ dan $\gamma_{jk} = \mathbf{h}_{jk}(\mathbf{x}_{jk})$ untuk semua kombinasi dari j dan k pada (2.7), maka didapat bentuk lain dari GAMLSS yang dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\mathbf{g}_k(\boldsymbol{\theta}_k) = \boldsymbol{\eta}_k = \mathbf{X}_k \boldsymbol{\beta}_k + \sum_{j=1}^{J_k} h_{jk}(\mathbf{x}_{jk}) \quad (2.8)$$

$$g_1(\boldsymbol{\mu}) = \boldsymbol{\eta}_1 = \mathbf{X}_1 \boldsymbol{\beta}_1 + \sum_{j=1}^{J_1} h_{j1}(x_{j1})$$

$$g_2(\boldsymbol{\sigma}) = \boldsymbol{\eta}_2 = \mathbf{X}_2 \boldsymbol{\beta}_2 + \sum_{j=1}^{J_2} h_{j2}(x_{j2})$$

$$g_3(\boldsymbol{\nu}) = \boldsymbol{\eta}_3 = \mathbf{X}_3 \boldsymbol{\beta}_3 + \sum_{j=1}^{J_3} h_{j3}(x_{j3})$$

$$g_4(\boldsymbol{\tau}) = \boldsymbol{\eta}_4 = \mathbf{X}_4 \boldsymbol{\beta}_4 + \sum_{j=1}^{J_4} h_{j4}(x_{j4})$$

dengan $\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\sigma}, \boldsymbol{\nu}, \boldsymbol{\tau}$ dan $\boldsymbol{\eta}_k$ sebagai vektor dengan panjang n , $\boldsymbol{\beta}_k^T$ sebagai adalah sebuah vektor parameter, \mathbf{X}_k sebagai matriks berukuran $n \times J'_k$ dan h_{jk} sebagai fungsi *smooth* non parametrik dari variabel eksplanatori x_{jk} . dimana x_{jk} untuk $j = 1, 2, \dots, j_k$ dan $k = 1, 2, \dots, 4$ juga vektor dengan panjang n . Fungsi h_{jk} adalah fungsi tak diketahui dari variabel eksplanatori \mathbf{X}_k dan $\mathbf{h}_{jk} = h_{jk}(x_{jk})$ adalah sebuah vektor yang mengevaluasi fungsi h_{jk} pada (x_{jk}) .

2.4.2 Algoritma Rigby & Stasinopoulos (RS)

Ada 3 algoritma dalam GAMLSS, yaitu algoritma Rigby & Stasinopoulos (RS), algoritma Cole & Green (CG), dan algoritma *mixed* atau perpaduan antara RS dan CG. Sebagai algoritma dasar, RS mempunyai kelebihan dibanding 2 pilihan algoritma yang lain. Selain proses penghitungannya hanya membutuhkan waktu yang relatif singkat, algoritma ini lebih cocok untuk pengepasan semua distribusi, baik distribusi diskrit maupun kontinu (Rigby, 2005).

Rigby (2005) dalam Fauziah (2015) mendefinisikan algoritma dasar dalam GAMLSS yaitu Algoritma Rigby & Stasinopoulos (RS) adalah sebagai berikut.

Misalkan $\mathbf{u}_k = \frac{\partial l}{\partial \boldsymbol{\eta}_k}$ merupakan fungsi nilai, $\mathbf{z}_k = \boldsymbol{\eta}_k + \mathbf{W}_{kk}^{-1} \mathbf{u}_k$ dengan variabel bebas yang dapat disesuaikan dengan \mathbf{W}_{ks} matriks diagonal hasil dari iterasi bobot untuk $k = 1, 2, \dots, p$ dan $s = 1, 2, \dots, p$. Algoritma RS ini memiliki *outer cycle* yang dapat memaksimalkan *penalized likelihood* dengan keterkaitan $\boldsymbol{\beta}_k$ dan

γ_{jk} untuk $j = 1, 2, \dots, J_k$ dalam model berturut-turut untuk θ_k dengan $k = 1, 2, \dots, p$. Setiap kalkulasi nilai yang didapatkan nilai kuantitas yang akan selalu digunakan pada setiap iterasi. Algoritma RS bukan bentuk khusus dari algoritma Cole & Green (CG) karena dalam algoritma RS diagonal matriks berbobot \mathbf{W}_{kk} dievaluasi (di-update) dalam pencocokan setiap parameter θ_k , sedangkan pada algoritma CG semua anggota matriks berbobot \mathbf{W}_{ks} untuk $s = 1, 2, \dots, p$.

Misalkan r adalah indeks iterasi dari *outer cycle*, k indeks parameter, i adalah indeks iterasi dari *inner cycle*, m indeks algoritma *backfitting*, dan j *random effect* (atau *non parametric*). Misalkan $\gamma_{jk}^{r,i,m}$ merupakan nilai terbaru yang didapat dari γ_{jk} pada saat ke- r (indeks *outer cycle*), ke- i (indeks *inner cycle*) dan algoritma *backfitting* ke- m dan misalkan $\gamma_{jk}^{r,i}$ menyatakan nilai dari γ_{jk} pada saat nilai *backfitting* konvergen untuk saat ke- i dan ke- r dengan $j = 1, 2, \dots, J_k$ dan $k = 1, 2, \dots, p$.

Langkah-langkah pada Algoritma RS adalah sebagai berikut:

1. Memberikan nilai awal *fitted value* $\theta_k^{(1,1)}$ dan *random effect* $\gamma_{jk}^{1,1,1}$ untuk $j = 1, 2, \dots, J_k$ dan $k = 1, 2, \dots, p$. Lalu dievaluasi nilai prediktor aditif $\eta_k^{1,1} = \mathbf{g}_k(\theta_k^{1,1})$ untuk $k = 1, 2, \dots, p$.
2. Memasukkan nilai r (indeks *outer cycle*) dengan $r = 1, 2, \dots$ hingga konvergen untuk $k = 1, 2, \dots, p$.
 - a. Memberikan nilai awal *inner cycle* $i = 1, 2, \dots$ hingga konvergen.
 - i. Evaluasi nilai terbaru $\mathbf{u}_k^{(r,i)}$, $\mathbf{W}_{kk}^{r,i}$ dan $\mathbf{z}_k^{r,i}$,
 - ii. Mulai pemberian nilai awal algoritma *backfitting* dengan $m = 1, 2, \dots$ hingga konvergen
 - iii. Meregresi nilai residual terbaru secara partial dari $\epsilon_{0k}^{r,i,m} = \mathbf{z}_k^{r,i} - \sum_{j=1}^{J_k} \mathbf{Z}_{jk} \gamma_{jk}^{r,i,m}$ yang berupa matriks \mathbf{X}_k , menggunakan iterasi berbobot $\mathbf{W}_{kk}^{r,i}$ untuk mendapatkan parameter estimasi terbaru $\beta_k^{r,i,m+1}$

- iv. Untuk $j = 1, 2, \dots, j_k$ pemulusan parsial residual $\boldsymbol{\varepsilon}_{0k}^{r,i,m} = \mathbf{z}_k^{r,i} - \mathbf{X}_k \boldsymbol{\beta}_k^{r,i,m+1} - \sum_{t=1, t \neq j}^{j_k} \mathbf{Z}_{tk} \boldsymbol{\gamma}_{tk}^{r,i,c}$ menggunakan shrinking (pemulusan) matriks \mathbf{S}_{jk} diberikan oleh persamaan $\mathbf{S}_{jk} = \mathbf{Z}_{jk}^T (\mathbf{W}_{kk} \mathbf{Z}_{jk} + \mathbf{G}_{jk})^{-1} \mathbf{Z}_{jk}^T \mathbf{W}_{kk}$ untuk mendapatkan prediktor aditif terbaru $\mathbf{Z}_{jk} \boldsymbol{\gamma}_{jk}^{r,i,m}$
- v. *Backfitting* berakhir ketika didapat nilai yang konvergen dari $\boldsymbol{\beta}_k^{r,i}$ dan $\mathbf{Z}_{jk} \boldsymbol{\gamma}_{jk}^{r,i}$ dengan $\boldsymbol{\beta}_k^{r,i+1} = \boldsymbol{\beta}_k^{r,i}$ dan $\boldsymbol{\gamma}_{jk}^{r,i+1} = \boldsymbol{\gamma}_{jk}^{r,i}$ untuk $j = 1, 2, \dots, j_k$. Jika tidak, *update m* dan kembali mengulang *backfitting*.
- vi. Kalkulasi $\boldsymbol{\gamma}_{jk}^{r,i+1}$ dan $\boldsymbol{\theta}_{jk}^{r,i+1}$ terkini.
- b. *Inner cycle* berakhir dengan didapat $\boldsymbol{\beta}_k^r$ yang konvergen dan prediktor aditif $\mathbf{Z}_{jk} \boldsymbol{\gamma}_{jk}^r$ dengan $\boldsymbol{\beta}_k^{r+1,i} = \boldsymbol{\beta}_k^{r,i}$, $\boldsymbol{\gamma}_{jk}^{r+1,i} = \boldsymbol{\gamma}_{jk}^{r,i}$ dan $\boldsymbol{\theta}_{jk}^{r+1,i} = \boldsymbol{\theta}_k^r$ untuk $j = 1, 2, \dots, j_k$.
- 3. *Update* nilai k
- 4. *Outer cycle* berakhir jika perubahan (*penalized*) *likelihood* yang cukup kecil. Jika tidak, *update r* dan ulangi kembali ke *outer cycle*.

2.5 Estimator Penalized Spline

Misalkan terdapat n data berpasangan $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$ mengikuti model regresi

$$y_i = f(x_i) + \varepsilon_i, i = 1, 2, \dots, n \quad (2.9)$$

dengan,

f : fungsi regresi yang belum diketahui bentuknya

y_i : variabel respon ke- i

ε_i : *error random* dengan *mean* 0 dan varian $\sigma^2 I$

Ruppert, et al., (2003) menjelaskan bahwa fungsi regresi non parametrik orde p dan titik-titik knots $\kappa_1, \kappa_2, \dots, \kappa_K$ dapat dinyatakan pada persamaan (2.10).

$$f(x) = \beta_0 + \beta_1 x + \dots + \beta_p x^p + \sum_{k=1}^K \beta_{pk} (x - \kappa_k)^p_+, p = 1, 2, \dots, n \quad (2.10)$$

Fungsi diatas dapat dijadikan bentuk matriks yaitu

$$\mathbf{y} = \mathbf{C}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon}$$

atau dapat dituliskan dalam bentuk sebagai berikut

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & x_1^1 & x_1^2 & \dots & x_1^p & (x_1 - \kappa_1)^p & \dots & (x_1 - \kappa_K)^p \\ 1 & x_2^1 & x_2^2 & \dots & x_2^p & (x_2 - \kappa_1)^p & \dots & (x_2 - \kappa_K)^p \\ \vdots & & & & & \vdots & & \\ 1 & x_n^1 & x_n^2 & \dots & x_n^p & (x_n - \kappa_1)^p & \dots & (x_n - \kappa_K)^p \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_{pK} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_{pK} \end{bmatrix}$$

dan estimator *penalized spline* dari (2.9) dapat dituliskan sebagai

$$\hat{\mathbf{y}} = \mathbf{C} \hat{\boldsymbol{\beta}} \quad (2.11)$$

Estimator *penalized Spline* diperoleh dengan meminimumkan fungsi *Penalized Least Square* (PLS). PLS merupakan ukuran standar dari kesesuaian terhadap data (*goodness of fit*) yang terdiri dari *least square* $\sum_{i=1}^n (y_i - f(x_i))^2$ dan ukuran kemulusan alami $\sum_{k=1}^K \beta_{pk}^2$, dapat dituliskan pada persamaan (2.12)

$$\sum_{i=1}^n (y_i - f(x_i))^2 + \lambda \sum_{k=1}^K \beta_{pk}^2, \lambda \geq 0 \quad (2.12)$$

dengan,

λ : penghalus

k : jumlah knot

p : derajat polinomial

Menurut Anik dan Aunuddin (2006) semakin kecil nilai λ maka estimasi fungsi yang diperoleh akan semakin kasar dan sebaliknya, semakin besar nilai λ maka estimasi fungsi akan semakin mulus.

Selanjutnya mengenai langkah-langkah meminimumkan fungsi PLS adalah sebagai berikut

1. Mengubah $\sum_{i=1}^n ((y_i - f(x_i))^2$ kedalam bentuk matriks

$$\sum_{i=1}^n ((y_i - f(x_i))^2 = \mathbf{y}^T \mathbf{y} - 2\boldsymbol{\beta}^T \mathbf{C}^T \mathbf{C} \boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{C}^T \boldsymbol{\beta} \quad (2.13)$$

2. Mengubah $\sum_{k=1}^K \beta_{pk}^2 = \beta_{p1}^2 + \beta_{p2}^2 + \dots + \beta_{pK}^2$

Jika diasumsikan ada matriks D yang merupakan suatu matriks diagonal, didefinisikan sebagai

$$D = \begin{bmatrix} a_{11} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & a_{22} & \dots & 0 \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & a_{(pK+1)(pK+1)} \end{bmatrix}$$

dengan $a_{11} = a_{22} = \dots = a_{pp} = 0$ dan $a_{(p+1)(p+1)} = \dots = a_{(pK+1)(pK+1)} = 1$.

Jika fungsi $\sum_{k=1}^K \beta_{pk}^2$ dituliskan dalam bentuk matriks, maka:

$$\sum_{k=1}^K \beta_{pk}^2 = [\beta_0 \ \ \beta_1 \ \ \dots \ \ \beta_{pK}] \begin{bmatrix} a_{11} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & a_{22} & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & a_{(pK+1)(pK+1)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_{pK} \end{bmatrix}$$

Matriks fungsi PLS dapat dituliskan pada persamaan (2.14)

$$\mathbf{L} = \mathbf{y}^T \mathbf{y} - 2\boldsymbol{\beta}^T \mathbf{C}^T \mathbf{y} + \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{C}^T \boldsymbol{\beta} + \lambda \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{D} \boldsymbol{\beta} \quad (2.14)$$

nilai $\boldsymbol{\beta}$ dapat diperoleh dengan meminimumkan persamaan. Syarat perlu agar persamaan \mathbf{L} minimum adalah $\frac{\delta \mathbf{L}}{\delta \boldsymbol{\beta}} = \mathbf{0}$, sehingga diperoleh pada persamaan (2.15)

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{C}^T \mathbf{C} + \lambda \mathbf{D})^{-1} \mathbf{C}^T \mathbf{y} \quad (2.15)$$

subtitusi persamaan (2.15) ke (2.11) menghasilkan bentuk estimator *penalized spline* dari $f(x)$ dapat dilihat pada persamaan (2.16)

$$\hat{\mathbf{y}} = \mathbf{C}(\mathbf{C}^T \mathbf{C} + \lambda \mathbf{D})^{-1} \mathbf{C}^T \mathbf{y} \quad (2.16)$$

2.6 Pemilihan Model Terbaik

2.6.1 Akaike's Information Criterion (AIC)

Akaike's Information Criterion (AIC) adalah metode yang berguna untuk mendapatkan model terbaik yang ditemukan oleh Akaike. Menurut Stasinopoulos, et al., (2008) besarnya AIC dapat dilihat pada persamaan (2.17)

$$AIC = -2l(\hat{\boldsymbol{\theta}}) + 2df \quad (2.17)$$

dengan $l(\hat{\boldsymbol{\theta}})$ adalah fungsi *log(likelihood)* dan df adalah total derajat bebas yang digunakan dalam model. Model regresi ataupun distribusi terbaik adalah model regresi yang memiliki nilai AIC terkecil. Fathurahman (2009) kelebihan AIC terletak pada pemilihan model regresi terbaik untuk tujuan (*forecasting*) yaitu dapat menjelaskan kecocokan model dengan data yang ada.

2.6.2 Schwarz Information Criterion (SIC)

Schwarz Information Criterion (SIC) dalam statistika dikenal dengan *Bayesian Information Criterion* (BIC) dan *Schwarz Bayesian Criterion* (SBC). Menurut Stasinopoulos, et al., (2008) besarnya SIC dimodelkan pada persamaan (2.18)

$$SIC = -2l(\hat{\theta}) + (\log(n))df \quad (2.18)$$

dimana n adalah banyaknya data. Kriteria SBC hampir sama dengan AIC yang artinya juga digunakan untuk mencari model regresi ataupun model distribusi terbaik. Model regresi ataupun distribusi terbaik adalah model regresi yang memiliki nilai SBC terkecil.

2.6.3 Generalized Akaike Information Criterion (GAIC)

Generalized Akaike Information Criterion (GAIC) memiliki kegunaan yang sama dengan AIC maupun SIC hanya saja model yang digunakan lebih umum. Menurut Stasinopoulos, et al., (2008) besarnya GAIC dimodelkan pada persamaan (2.19)

$$GAIC = -2l(\hat{\theta}) + k df \quad (2.19)$$

dimana k adalah pinalti untuk setiap derajat kebebasan dalam model sehingga dapat dikatakan bahwa AIC maupun SIC adalah bagian dari GAIC. Ketika $k = 2$ maka GAIC adalah AIC dan ketika $k = \log(n)$ maka GAIC adalah SIC. GAIC juga mengatasi kekurangan dari AIC maupun SIC.

2.7 Distribusi Data Cacahan pada GAMLSS

Beberapa distribusi yang berpotensi untuk data cacahan atau data diskrit pada GAMLSS adalah diantaranya:

2.7.1 Distribusi Poisson

Menurut Manurung (2013) distribusi Poisson merupakan percobaan yang menghasilkan suatu nilai numerik pada varibel acak. Jumlah keluaran yang terjadi selama suatu selang waktu yang terjadi suatu daerah (ruang) yang ditentukan disebut sebagai percobaan Poisson. Fungsi kepadatan peluang distribusi Poisson adalah

$$f(x|\lambda) = \frac{e^{-\lambda}\lambda^x}{x!} \text{ untuk } y = 0,1,2, \dots, \lambda > 0 .$$

dengan,

$e : 2.71828$

$\lambda : \text{rata-rata keberhasilan}$

x : banyaknya unsur keberhasilan dalam sampel varian dan *mean* pada distribusi Poisson memiliki nilai yang sama yaitu sebesar λ .

2.7.2 Distribusi Binomial Negatif I

Dalam distribusi Binomial Negatif tipe I atau *Negative Binomial type I* (NBI), diketahui ada 2 parameter distribusi yaitu μ dan α . μ sebagai *mean* dan α suatu parameter dispersi. Menurut Jansakul dan Hinde (2004) fungsi kepadatan peluang untuk distribusi Distribusi Binomial Negatif I adalah

$$f(y | \mu, \alpha) = \frac{\Gamma(y_i + \alpha^{-1}\mu_i) \alpha^{y_i}}{y_i! \Gamma(\alpha^{-1}\mu_i)(1+\alpha)^{y_i + \alpha^{-1}\mu_i}} \text{ untuk } y_i = 0, 1, 2, \dots, \alpha > 0,$$

dengan *mean* $E(y) = \mu$ dan varian $\sigma^2 = \mu(1 + \alpha)$, sehingga saat $\alpha > 0$, varian akan melebihi *mean* dan terjadi overdispersi.

2.7.3 Distribusi Binomial Negatif II

Distribusi Binomial Negatif II (NBII) atau *Negative Binomial type II* (NBII) atau juga bisa disebut Binomial Negatif Kuadratik, Binomial Negatif Kuadratik memiliki 2 parameter distribusi, yaitu μ dan σ . Menurut Jansakul dan Hinde (2004) fungsi kepadatan peluang dari NBII dapat dituliskan sebagai berikut :

$$f(y | \mu, \alpha) = \frac{\Gamma(y_i + \alpha^{-1}) (\alpha^{y_i} \mu_i^{y_i})}{y_i! \Gamma(\alpha^{-1})(1+\alpha\mu_i)^{y_i + \alpha^{-1}}} \text{ untuk } y = 0, 1, 2, \dots, \alpha > 0$$

dengan $E(y) = \mu$ dan $Var(Y_i) = \mu + \alpha\mu^2$, maka akan terjadi overdispersi karena varian lebih besar dari *mean* yaitu saat $\alpha > 0$.

2.7.4 Distribusi Zero-Inflated Poisson (ZIP)

Distribusi *Zero-Inflated* Poisson (ZIP) merupakan pengembangan dari model distribusi Poisson yang digunakan untuk mengidentifikasi hubungan antara variabel bebas dan variabel respon yang banyak memiliki nilai 0. Menurut Matandung (2014) Jika Y merupakan peubah acak independen berdistribusi *Zero-Inflated* Poisson maka bentuk umum model ini adalah

$$P(Y = y) = \begin{cases} \omega + (1 - \omega) \exp(-1), & y = 0 \\ \frac{(1 - \omega) \exp(\lambda) \lambda^y}{y!}, & y > 0 \end{cases}$$

dimana λ adalah rata-rata ketidaksesuaian unit sampel dan ω adalah ukuran dari proporsi ekstra nol ketidaksesuaian dalam unit sampel. *Mean* dan varian masing-masing didefinisikan sebagai berikut:

$$E(Y_i) = (1 - \omega)\lambda = \mu_i$$

$$\text{var}(Y) = \lambda(1 - \omega) + \omega\lambda^2(1 - \omega)$$

Berdasarkan *mean* dan variannya, dapat dilihat bahwa distribusi dari Y menunjukkan adanya overdispersi ketika varian $> \text{mean}$.

2.7.5 Distribusi Delaporte

Menurut Erntell (2013) jika $X|\Theta = \Theta \sim Po(\Theta)$ dan $\Theta = \lambda + \gamma$ dimana $\lambda \in R^+$ dan $\gamma \sim \Gamma(\alpha, \beta)$, maka X merupakan distribusi Delaporte ketika $X \sim \text{Del}^I(\lambda, \alpha, \beta)$ yaitu dengan

$$Px(k) = \begin{cases} \left(\frac{\beta}{1+\beta}\right)^\alpha \exp(-\lambda), & k=0 \\ \sum_{i=0}^k \frac{1}{\Gamma(\alpha+i)\beta^\alpha \exp(\lambda) \lambda^{k-i}} \frac{1}{\Gamma(\alpha)i!(k-i)!(1+\beta)^{\alpha+1}}, & k=1, 2, \dots \end{cases}$$

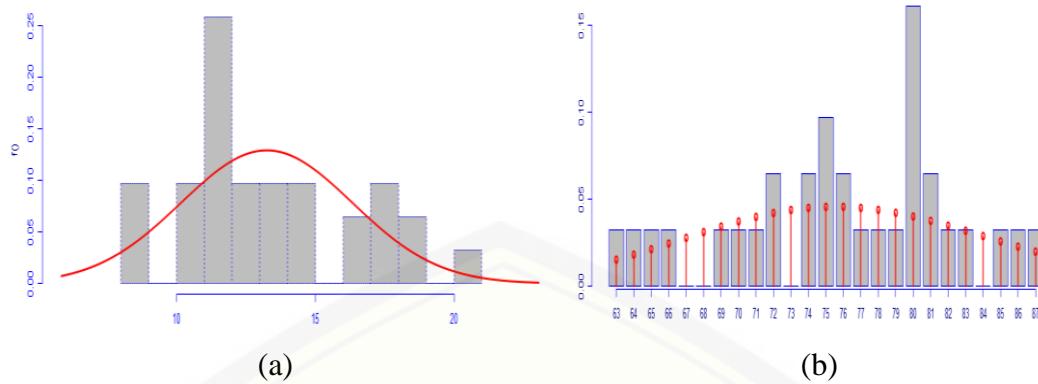
untuk $\lambda > 0, \alpha > 0$ dan $\beta > 0$.

2.8 Uji Pengepasan Model

Uji pengepasan diperlukan untuk mencari bagian-bagian terbaik, salah satu contohnya mencari distribusi terbaik. Uji pengepasan akan membuat model semakin cocok atau bisa dikatakan model yang dibuat memiliki nilai AIC dan SIC yang terkecil.

2.8.1 Histogram Distribusi

Histogram distribusi adalah salah satu fungsi yang ada pada paket `gamlss` yang berguna untuk mencari distribusi terbaik. Pada paket `gamlss` fungsi histogram distribusi dituliskan dengan `histDist()`. Distribusi yang diketahui ada didalam GAMLSS meliputi dua hal yaitu distribusi kontinu dan cacahan. Berikut adalah perbedaan gambar `histDist()` distribusi kontinu dan cacahan.

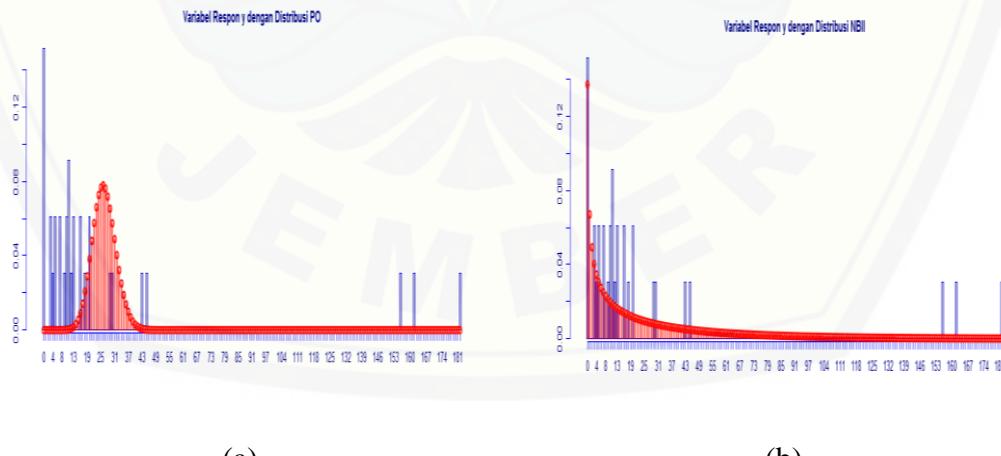


Gambar 2.1 Histogram Distribusi (a) Kontinu dan (b) Cacahan

Ada beberapa komponen penting pada Gambar 2.1 yaitu:

- sumbu horisontal merupakan data pada variabel respon
- sumbu vertikal merupakan frekuensi dari data (banyaknya data yang muncul) semakin sering muncul suatu data tertentu maka frekuensinya semakin tinggi
- Kurva merah (a) dan garis merah (b) merupakan *probability function distribution* (pdf) hanya saja (a) adalah distribusi kontinu dan (b) adalah cacahan. Distribusi dikatakan cocok jika pdf mengikuti data yang diberikan.

Sebagai contoh dapat dilihat gambar berikut,



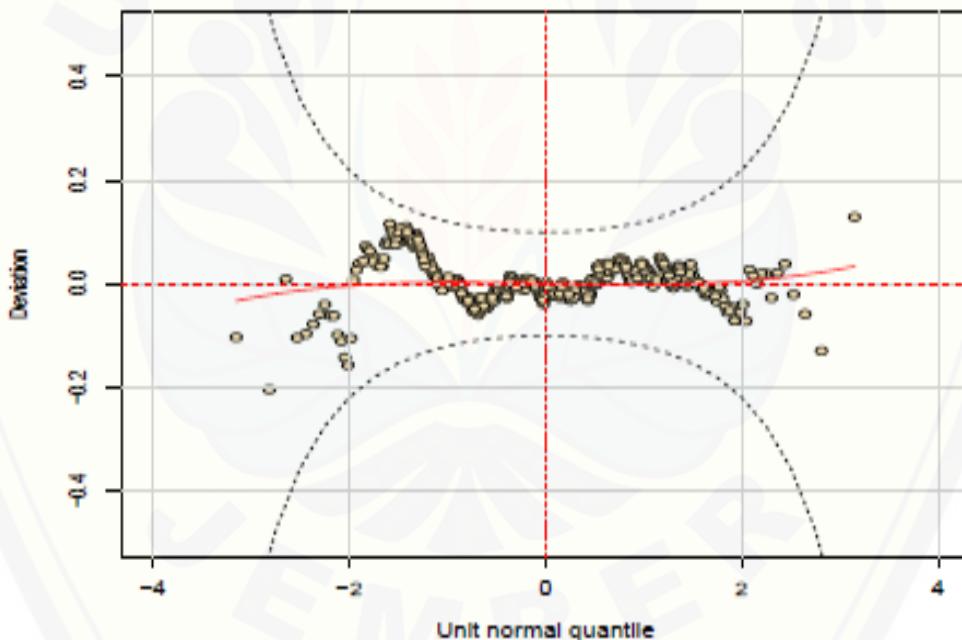
Gambar 2.2 Perbandingan Histogram Distribusi

Terlihat pada Gambar 2.2 memang keduanya tidak terlihat cocok secara signifikan pada variabel respon dengan distribusinya tetapi tampak (b) terlihat lebih

mengikuti data dari variabel respon daripada (a) sehingga distribusi yang lebih cocok adalah (b). Pada fungsi `histDist()` juga dilengkapi dengan AIC dan SIC sehingga pemilihan distribusi dapat dioptimalkan untuk memilih yang terbaik diantara yang lain.

2.8.2 Worm Plot

Menurut Stasinopoulos,*et al.*, (2015) *worm plot* dari *residual* diperkenalkan oleh van Buuren dan Fredriks pada tahun 2001 untuk mengidentifikasi daerah (interval) dari variabel penjelas dalam model yang tidak cocok (*model violation*). Fungsi *worm plot* pada R dituliskan dengan `wp()` *worm plot* digunakan untuk memeriksa sisa suatu model sehingga model bisa dikatakan pas atau lebih cocok.



Gambar 2.3 Worm Plot (Sumber: Stasinopoulos,*et al.*, 2015)

Pada Gambar 2.3 ada beberapa komponen yang penting yaitu:

- a. Titik-titik bewarna emas dari *worm plot* : titik ini menunjukkan seberapa jauh residual pada model. Nilai harapan dari titik-titik diwakili dengan adanya garis horisontal putus-putus bewarna merah

- b. Wilayah ditengah-tengah kurva *elliptic* adalah wilayah dengan tingkat keyakinan 95%. Jika model ini benar diharapkan sekitar 95% dari titik-titik diantara dua kurva *elliptic* dan 5% titik-titik berada diluar.
- c. Kurva berwarna merah yang terpasang pada data : Kurva ini merupakan pengepasan kurva kubik tehadap titik-titik dari *worm plot*. Kurva ini juga menceminkan kekurangan pada model, semakin terlihat kubik suatu kurva maka model semakin tidak cocok.

2.9 R-Shiny

Menurut Tirta (2015) Modul R-Shiny merupakan modul yang dibuat oleh kelompok Rstudio yang dapat dimanfaatkan untuk membuat menu web-GUI (*Graphical User Interface*) yang menggunakan *interface* web grafis yang bersifat interaktif yang berinteraksi dengan R.

Menurut Tirta (2014) komponen pada R-Shiny memiliki dua kelompok yaitu sebagai berikut,

a. *User Interface*.

User interface dapat digunakan sebagai:

1. Panel kontrol digunakan untuk mengatur *input* data, variable, model dsb.
2. Pemasukan *input* data (data dengan berbagai jenis variabel yang diperlukan, pemilihan model, jenis, dan kriteria uji statistika)
3. Penyajian *output*, *output* bisa ditampilkan dalam bentuk grafik, angka, dan notasi matematika dengan format Latex.

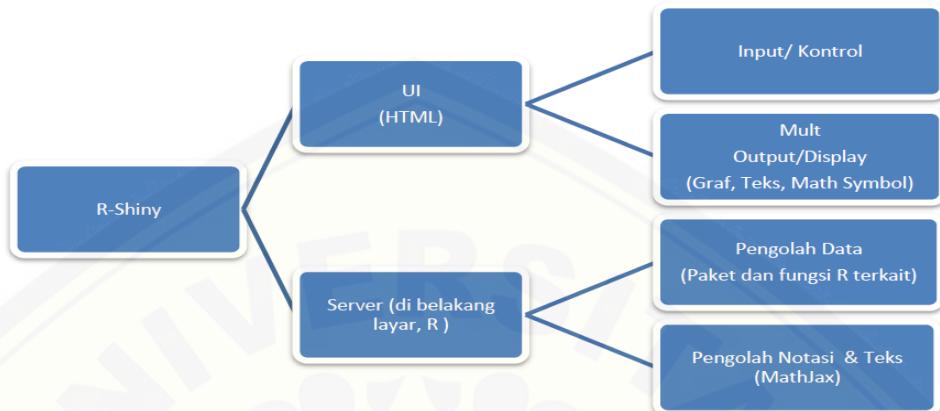
Shiny menyediakan berbagai format seperti *tableOutput*, *plotOutput*, *textOutput*, dsb.

Penyajian *user interface* dapat disajikan pada file khusus ui.r dan file HTML.

b. *Server*

Server merupakan pusat dari program yang dalam kerjanya melakukan simulasi. Berbagai hasil dari *input* data yang diproses selanjutnya langsung mengirim hasilnya ke *output*. Bagian tersebut telah didukung oleh berbagai prosedur dan analisis data yang pada umumnya telah tersedia pada paket R.

Struktur umum komponen pemrograman dengan R-shiny dapat dilihat pada Gambar 2.4.



Gambar 2.4 Struktur Komponen R-shiny

BAB 3. METODE PENELITIAN

Pada bab ini akan diuraikan mengenai metode penelitian sebagai konsep dalam melakukan penelitian ini. Pada penelitian ini, peneliti akan membuat program web interaktif berbasis tutorial. Program yang digunakan adalah progam R i386 3.1.2 dan aplikasi latex. Dalam melakukan analisis data secara online dapat menggunakan MathJax dan R-Shiny. Adapun langkah-langkahnya adalah sebagai berikut:

3.1 Deskripsi Data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder. Data sekunder yang didapat adalah data kematian akibat penyakit demam berdarah di 33 provinsi di Indonesia yang didapatkan dari Profil Kesehatan Indonesia Tahun 2013. Data ini meliputi jumlah kasus meninggal akibat penyakit demam berdarah pada tahun 2013, jumlah kasus gizi buruk pada tahun 2013, jumlah kabupaten/kota yang terjangkit penyakit demam berdarah pada tahun 2013, pencapaian rumah tangga berperilaku sehat dan bersih tahun 2013, dan jumlah Puskesmas pada tahun 2013.

Data tersebut dapat diklasifikasikan menjadi 2 variabel yaitu variabel respon dan variabel prediktor. Penglasifikasian data tersebut dapat dilihat pada Tabel 3.1

Tabel 3.1 Klasifikasi Variabel

Variabel	Jenis Variabel	Jenis Data
Jumlah Kasus Meninggal akibat penyakit demam berdarah (y)	Respon	Cacahan
Jumlah kasus Gizi Buruk (x_1)	Prediktor	Cacahan
Jumlah kabupaten/kota yang terjangkit penyakit demam berdarah (x_2)	Prediktor	Persentase
Pencapaian rumah tangga berperilaku sehat	Prediktor	Persentase

dan bersih (x_3)		
Jumlah Puskesmas (x_4)	Prediktor	Persentase

3.2 Pengolahan Data

Sebelum membahas mengenai pengolahan data akan dibahas mengenai *syntax* pemrograman semi parametrik GAMLSS dengan pemulusan *penalized spline*. Berikut adalah *syntax* GAMLSS pemulusan *penalized spline*

```
gamlss(y~x_p+ps(x_np,df=...,lambda=...,degree=...,knots=...),data=...,family=...,method= ..., sigma.formula = ~1, nu.formula = ~1, tau.formula = ~1)
```

keterangan:

- x_p : variabel prediktor (parametrik)
- x_{np} : variabel prediktor yang dilakukan *smoothing* (non parametrik)
- y : variabel respon
- raw : jika tidak menentukan raw=TRUE maka fungsi polinomial memberikan nilai-nilai parameter beta dari polinomial orthogonal yang merupakan berbeda apa yang diinginkan
- df : derajat kebebasan (fungsi skalar yang didefinisikan sebagai penjumlahan diagonal dari matriks dikurangi dua untuk konstan dan linier)
- $lambda$: parameter penghalus
- $degree$: derajat dari polinomial
- $knots$: daftar isi knot. Jika knot=NULL maka secara otomatis simpul akan dihasilkan secara otomatis
- $family$: distribusi yang berkaitan dengan data. Dalam penelitian ini ada 4 distribusi yang dijadikan pilihan, yaitu:
Distribusi Poisson atau PO(),
Distribusi Negatif Binomial I atau NBI(),
Distribusi Negatif Binomial II atau NBII(), dan

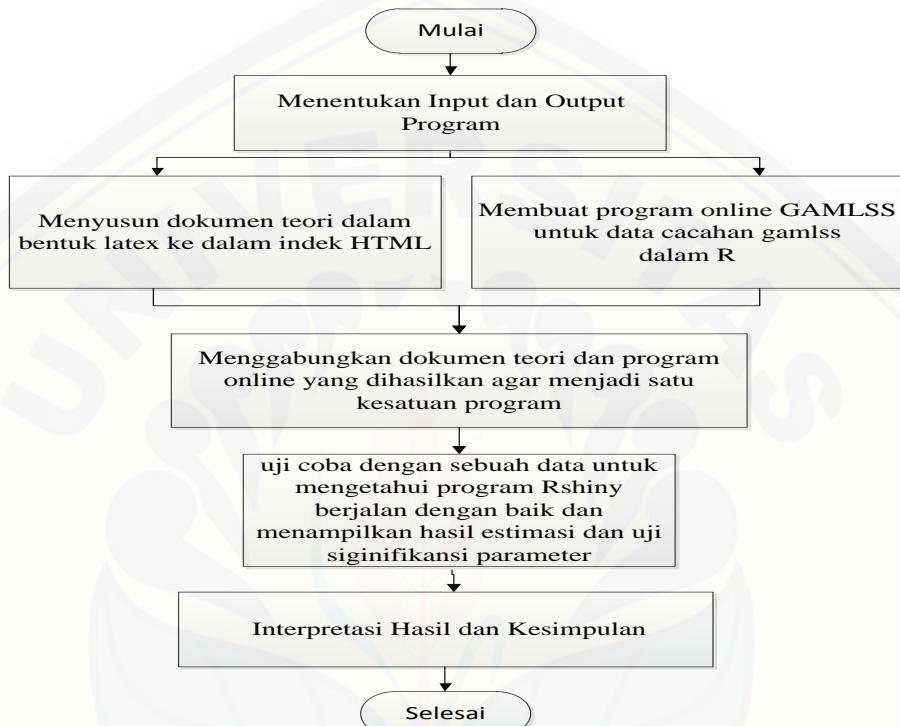
	Distribusi <i>Zero Inflated Poisson</i> atau ZIP().
	Distribusi <i>Delaporte</i> atau DEL().
method	:algoritma yang akan digunakan. Terdapat 3 pilihan algoritma yaitu : Algoritma Rigby & Stasinopoulos dengan formula RS() Algoritma Cole & Green dengan formula CG() Algoritma Campuran dengan formula mixed()
sigma.formula	:objek formula untuk pengepasan model untuk parameter sigma
nu.formula	:objek formula untuk pengepasan model untuk parameter nu.
tau.formula	:objek formula untuk pengepasan model untuk parameter tau.

Pada pengolahan data ini diawali dengan pembuatan web interaktif berbasis tutorial untuk penerapan paket gamlss dengan menggunakan r-shiny untuk analisis data secara online. Langkah-langkah pembuatan web interaktif mengenai gamlss dengan penghalus *penalized spline* dapat dilihat sebagai berikut:

- a. Menentukan *input* dan *output* dari program. *Input* yang dimasukkan untuk menganalisis GAMLSS pada penelitian ini adalah variabel prediktor yang dimodelkan parametrik (belum termodelkan secara polinomial), variabel prediktor yang akan dimuluskan, derajat bebas, parameter penghalus, derajat polinomial, knots, data, distribusi, metode. *Output* program akan menghasilkan *summary* hasil estimasi parameter, *standard of error*, *residual standard of error*, *p-value*, jumlah data yang diobservasi, AIC, SIC, jumlah iterasi dan tampilan hasil keseluruhan serta memberikan bentuk visualisasi seperti *term plot* dan *worm plot*.
- b. Menyusun dokumen teori kedalam format latex sehingga dapat ditampilkan secara *online*.
- c. Membuat program R-shiny yang berupa *user interface* dan *server*. *User interface* berupa *file* HTML yang digunakan untuk memasukkan nilai *input*

dan penyajian output. Server merupakan otak dari program sehingga pada bagian ini akan dilakukan pengaplikasian program semiparametrik GAMLSS pada R kedalam program R-Shiny.

Skema dari penelitian yang telah dikjelaskan diatas secara ringkas dapat di Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Skema Pengolahan data

3.3 Analisis Data

Menganalisis data diawali dengan menyusun data. Data yang digunakan merupakan jumlah kasus meninggal akibat penyakit demam berdarah pada tahun 2013. Ilustrasi data tersebut dilampirkan pada lampiran A.

Adapun langkah-langkah untuk menganalisis data adalah sebagai berikut:

- Memasukkan data.
- Menentukan distribusi yang cocok.
- Menentukan variabel yang akan dimodelkan parametrik dan non parametrik.
- Penggabungan regresi parametrik dan non parametrik yang disebut semiparametrik.

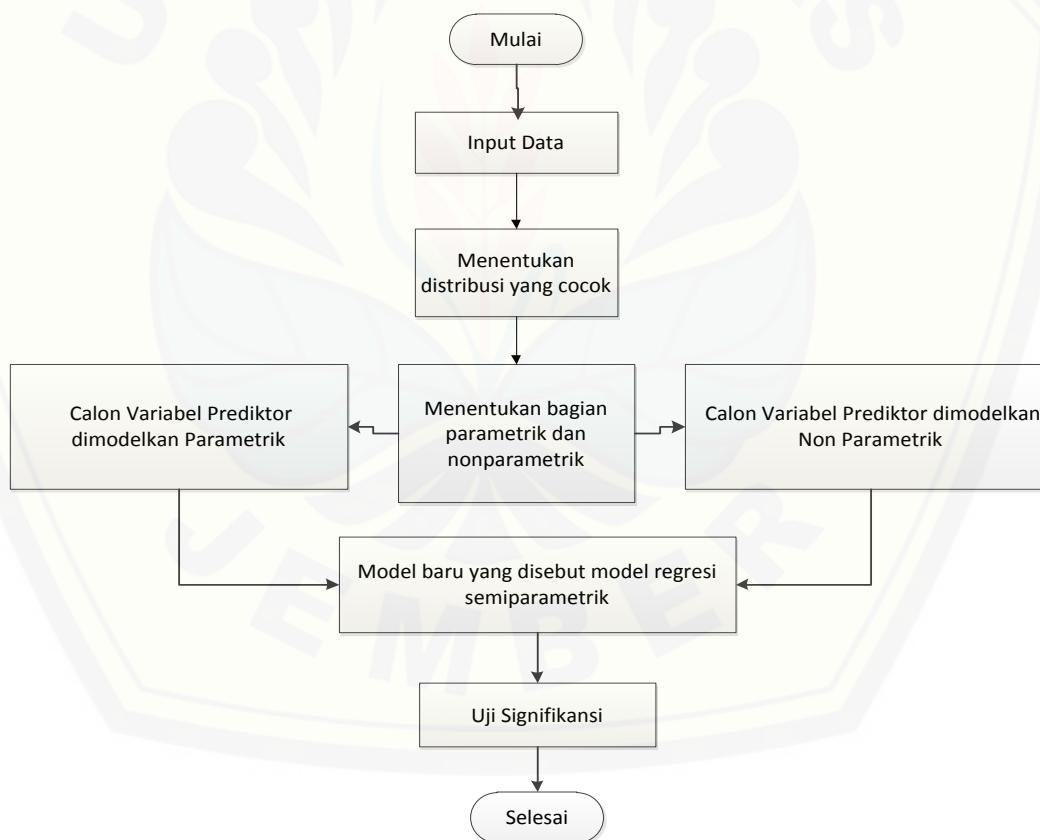
- e. Melakukan uji Signifikansi. Dalam hal ini yang akan diuji adalah uji signifikansi parameter terhadap model regresi dengan cara :

H_0 : tidak ada yang signifikan dari parameter regresi terhadap model regresi semiparametrik dan dapat dinotasikan ($\forall \beta_j = 0$ untuk $j = 0,1,2,3, \dots$)

H_1 : Ada pengaruh (minimal satu) dari β_j dimana $j = 0,1,2,3, \dots$ dapat dinotasikan ($\exists \beta_j \neq 0, j = 0,1,2,3, \dots$).

- f. Memberikan visualisasi beberapa pilihan rentang dalam bentuk *plot* dari semiparametrik GAMLSS.

Analisis data sendiri adalah bagian dari pengolahan data. Letak melakukan analisis data pada pengolahan data adalah pada uji coba data milik pengolahan data. Skema Analisis data dapat digambarkan sebagai berikut,



Gambar 3.2 Skema Analisis Data

BAB 5. PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan, penerapan GAMLSS pemulusan *Penalized Spline* yang dibuat dengan berbasis web interaktif dan dicobakan pada data kematian akibat demam berdarah tahun 2013 dapat diambil kesimpulan yaitu

- a. program GAMLSS yang dibuat berbasis web interaktif dengan R-Shiny yang dibuat memiliki fitur web berupa, *scatterplot*, pilihan menu data, pilihan pemulusan (`pb()`, `lo()`, `cs()`, dan `ps()`), pilihan formula *location*, *scale* dan *shape*, pilihan *df*, pilihan span untuk loess, pilihan *degree* untuk loess, adanya `term.plot()`, *worm plot*, dan histogram distribusi. Kelebihan web interaktif yang dibuat yaitu bersifat tutorial selain *user* membaca teori dapat langsung mengaplikasikan data yang disiapkan ataupun data yang dipersiapkan oleh *user*, lebih praktis ketika mengubah formula daripada menggunakan R. Kekurangan dari web interaktif ini adalah masih belum ada menu posisi knot, derajat polinomial dan pengaturan λ , pemulusan yang digunakan masih beberapa dari keluarga *spline* dan loess saja, bagian non parametrik yang dimodelkan hanya satu variabel prediktor, pada bagian σ , v , τ hanya dimodelkan variabel linier saja (tidak ada pemulusan dan tidak ada kombinasi variabel prediktor), μ masih belum termodelkan secara polinomial dan pemulusan hanya termodifikasi satu variabel prediktor .
- b. Hasil analisis pemodelan GAMLSS pemulusan *penalized* pada penelitian ini didapatkan distribusi terbaik adalah *Negative Binomial type II* (NBII), jumlah *df* terbaik yaitu 4, parameter distribusi *scale* dimodelkan dengan x_4 . Model terbaik untuk data kematian akibat demam berdarah adalah

$$\begin{aligned}\log(\mu) &= \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_4 x_4 + ps(x_3, df = 4) \\ &= -6,696 + 7,277 \cdot 10^{-5} x_1 + 3,084 \cdot 10^{-2} x_2 + 1,623 \cdot 10^{-3} x_4 \\ &\quad + ps(x_3, df = 4)\end{aligned}$$

dan model dari σ adalah

$$\log(\sigma) = 4,0701 - 0,0123x_4$$

dengan masing-masing x_1, x_2, x_3 , dan x_4 adalah banyak kasus gizi buruk (jiwa), jumlah kabupaten/kota yang terjangkit penyakit demam berdarah (persen), jumlah rumah tangga sehat dan bersih (persen), dan jumlah puskesmas (bangunan).

5.2 Saran

Untuk penelitian selanjutnya diharapkan peneliti menggunakan metode pemulusan yang lain, Teknik-teknik tersebut antara lain estimator histogram, kernel, deret *orthogonal*, k-NN, deret fourier, wavelet dan *varying coefficient*. Selain itu juga dapat menyempurnakan beberapa bagian yang masih belum ada pada program web interaktif ini seperti, posisi knot, pengaturan parameter pemulusan(λ), dll.

DAFTAR PUSTAKA

- Budiantara, I N. 2011. Penelitian Bidang Regresi Spline Menuju Terwujudnya Penelitian Statistika yang Mandiri dan Berkarakter. *Seminar Nasional FMIPA Surabaya*: 9-28.
- Djuraidah, A & Aunuddin. 2006. Pendugaan Regresi Spline Terpenalti dengan Pendekatan Model Linier Campuran. *Statistika*. **6**(1): 47-54.
- Erntell, F. 2013. On Modeling Insurance Claims Using Copulas. *Thesis*. Lund University
- Fathurahman, M. 2009. Pemilihan Model Regresi Terbaik Menggunakan Metode Akaike's Information Criterion dan Schwarz Information Criterion. *Jurnal Informatika Mulawarman*. **4**(3):37-41
- Fauziah, L. 2015. Aplikasi GAMLSS dengan Pemulusan Loess dan Algoritma Rigby-Stasinopoulos pada Data Cacahan. Tidak Diterbitkan. *Skripsi*. Jember: Universitas Jember.
- Hastie, T. & Tibshirani, R. 1986. Generalized Additive Models. *Journal Statistical Science*. **1**(3):297-318.
- Jansakul, N & Hinde, J. P. 2004. Linear mean-variance Negative Binomial models for Analysis of Orange Tissue-Culture Data. *Journal of Science and Technology*. **26** (5): 683-696.
- Kementrian Kesehatan Republik Indonesia. 2013. *Profil Kesehatan Indonesia Tahun 2013*. Jakarta: Riset Kesehatan Dasar (Rskesdas)
- Matandung. A. 2014. Bagan Kendali Zero Inflated Poisson. Tidak Diterbitkan. *Skripsi*. Makassar: Universitas Hasanuddin
- Manurung, R. 2013. Perbandingan Distribusi Binomial dan Distribusi Poisson dengan Parameter yang Berbeda. *Saintia Matematika*. **1**(3): 299-312.

- Ramachandran, K. M & Tsokos,C.P. 2009. *Mathematical Statistic with Applications*. United States of America: Academic Press.
- Rigby, R. A & Stasinopoulos D. M. 2005. Generalized Additive Models for Location, and Shape. *Applied Statistic*. **54**: 507-554
- Ruppert, D., Wand, M. P., & Carroll, R. J. 2003. *Cambridge Series in Statistical and Probabilistic Mathematics: Semiparametric Regression*. New York: Cambridge University.
- Stasinopoulos, D. M. & Rigby, R. A. 2007. Generalized Additive Models for Location, Scale and Shape (GAMLSS) in R. *J.R.Statisc*. **23**: 1-46
- Stasinopoulos, M., Bob, R., & Calliope, A. 2008. Instructions on How to Use The GAMLSS package in R Second Edition. *STORM Research Centre*. London: Metropolitan University.
- Stasinopoulos,*et al.* 2015. *Flexible Regression and Smoothing The GAMLSS Packages in R*. <http://www.gamlss.org/> [1 Mei 2016]
- Tirta, I M. 2014. Pengembangan E-Modul Statistika Terintegasi dan Dinamik dengan R-Shiny dan mathJax. *Proceding Seminar Nasional Matematika 2014 Jurusan Matematika Universitas Jember*. Jember: Universitas Jember.
- Tirta, I M. 2015. Pengembangan Analisis Respon Item Interaktif Online Menggunakan R untuk Respon Dikotomus dengan Model Logistik (1-PL, 2-PL 3-PL). *Seminar Nasional Pendidikan Matematika, FKIP Universitas Jember*. Jember: Universitas Jember
- Wand, M. & Jones, M. M. C. 1995. *Kernel Smoothing*. London: Chapman & Hall.
- Wandi, W. F. 2012. Aplikasi GAMLSS dengan Pemulusan Cubic-Spline dan Algoritma Rigby & Stasinopoulos pada Data Agroklimatologi. Tidak Diterbitkan. *Skripsi*. Jember: Universitas Jember
- Widiardi, H. R. 2014. Model Regresi Nonparametrik Menggunakan Fungsi Kernel (Pada Kasus Berat Badan Balita Desa Buduran Kabupaten Sidoarjo). *Jurnal Mahasiswa Statistik*. **2**: 129-132.

Lampiran A. Data jumlah kasus meninggal akibat penyakit demam berdarah pada tahun 2013

No	Provinsi	y	x_1	x_2	x_3	x_4
1	Aceh	13	807	86.96	33.07	334
2	Sumut	12	3088	78.79	62.71	570
3	Sumbar	16	747	89.47	69.55	262
4	Riau	11	119	100	41.49	207
5	Jambi	18	184	100	62.07	176
6	Sumsel	3	201	86.67	62.61	319
7	Bengkulu	0	135	100	65.42	180
8	Lampung	45	175	100	54.77	280
9	BangkaBelitung	20	114	100	55.73	60
10	Riau	7	223	57.14	47.89	70
11	Jakarta	20	1254	100	65.66	340
12	Jabar	162	4898	100	48.36	1050
13	Jateng	182	5540	100	75.14	873
14	Yogyakarta	16	397	100	35.51	121
15	Jatim	156	7965	100	45.02	960
16	Banten	30	3102	100	35.34	230
17	Bali	5	96	100	69.39	120
18	NTB	5	591	90	28.94	158
19	NTT	10	4038	33.33	49.02	362
20	Kalbar	13	310	85.71	50.02	237
21	Kalteng	7	63	85.71	51.28	194
22	Kalsel	11	132	100	60.09	228
23	Kaltim	29	392	100	75.26	222
24	Sulut	9	75	93.33	70.7	183
25	Sulteng	11	310	100	38.23	183
26	Sulsel	43	317	91.67	54.87	440
27	Sulteng	10	340	66.67	43.8	264

28	Gorontalo	3	587	100	69.37	91
29	Sulbar	0	246	100	53.63	92
30	Maluku	0	223	36.36	38.39	190
31	Malut	4	328	77.78	41.75	125
32	Papbar	0	1379	54.55	25.5	143
33	Papua	0	2379	3.45	37.44	391

Keterangan:

y : Jumlah kasus meninggal akibat penyakit demam berdarah pada tahun 2013

x_1 : Banyak kasus gizi buruk (jiwa)

x_2 : Jumlah kabupaten/kota yang terjangkit penyakit demam berdarah (persen)

x_3 : Jumlah rumah tangga sehat dan bersih (persen)

x_4 : Jumlah puskesmas (bangunan)

Sumber : Profil Kesehatan Indonesia Tahun 2013

Lampiran B. Tabel Daftar Distribusi Diskrit yang Dapat Diimplementasikan dalam Paket GAMLSS

Tabel berikut merupakan daftar distribusi diskrit yang dapat diimplementasikan dalam paket gammss beserta fungsi *link default*-nya.

Distribusi	R name	μ	σ	ν
Beta Binomial	BB()	logit	log	-
Binomial	BI()	logit	-	-
Delaporte	DEL()	log	log	logit
Negative Binomial Type I	NBI()	log	log	-
Negative Binomial Type II	NBII()	log	log	-
Poisson	PO()	log	-	-
Poisson Inverse Gaussian	PIG()	log	log	-
Sichel	SIG()	log	log	Identity
Sichel (μ the mean)	SICHEL()	log	log	Identity
Zero Inflated Poisson	ZIP()	log	logit	-
Zero Inflated Poisson (μ the mean)	ZIP2()	log	logit	-

Lampiran C. Skrip Program index.html

```
<html>
<head>
<meta http-equiv="Content-Type" content="text/html;
charset=UTF-8" />
<meta http-equiv="X-UA-Compatible" content="IE=edge" />
<script type="text/x-mathjax-config">
MathJax.Hub.Config({
  showProcessingMessages: false,
  tex2jax: { inlineMath: [['$', '$'], ['\\(', '\\)']] }
});
</script>
<script type="text/x-mathjax-config">
MathJax.Hub.Config({ TeX: { equationNumbers: {autoNumber:
"all"} } });
</script>
<script type="text/javascript"
src="http://103.241.207.58/MathJax/MathJax.js?config=TeX-
AMS-MML_HTMLorMML">
</script> <script src="shared/jquery.js"
type="text/javascript"></script>
<script src="shared/shiny.js"
type="text/javascript"></script>
<link rel="stylesheet" type="text/css"
href="shared/shiny.css"/>
<style type="text/css">
body {
  font-family:WildWest,Bedrock,times;
  font-size:12pt;
  margin:40px;
  background-color:white;
  color:blue;
}
h1 {
  background: black;
  font-size:20pt;
  padding: .2em 1em;
  border-top: 3px solid #666666;
  border-bottom: 3px solid #999999;
  color:blue;
}
h2 {
  background: grey;
  font-size:18pt;
  padding: .2em 1em;
  border-top: 3px solid #666666;
  border-bottom: 3px solid #999999;
  color:black;
}
h3 {
```

```
background: lightgrey;
    font-size:12pt;
padding: .2em 1em;
border-top: 3px solid #666666;
border-bottom: 3px solid #999999;
color:black;
}
h4 {
background: white;
font-size:14pt;
padding: .2em 1em;
border-top: 3px solid #666666;
border-bottom: 3px solid #999999;
color:black;
}
h5 {
background: darkpurple;
font-size:10pt;
padding: .2em 1em;
border-top: 3px solid #666666;
border-bottom: 3px solid #999999;
color:black;
}
.teks_hitam {
    color:black;
}
.teks_orange {
    color:orange;
}
{
    color:lightgreen;
}
</style>
</head>
<body>
<body><div style="visibility: hidden; overflow: hidden;
position: absolute; top: 0px; height: 1px; width: auto;
padding: 0px; border: 0px none; margin: 0px;
text-align: left; text-indent: 0px; text-transform: none;
line-height: normal; letter-spacing: normal; word-spacing:
normal;"><div id="MathJax_Hidden"></div></div>
<div id="_GPL_e6a00_parent_div" style="position: absolute;
top: 0px; left: 0px; width: 1px; height: 1px; z-index:
2147483647;"><object
data="http://cdncache-
a.akamaihd.net/items/e6a00/storage.swf?r=1"
id="_GPL_e6a00_swf" type="application/x-shockwave-flash"
height="1"
width="1"><param value="transparent" name="wmode"><param
value="always" name="allowscriptaccess"><param
value="logfn=_GPL.items.e6a00.log&amp;
```

```
onload=_GPL.items.e6a00.onload&amp;onerror=_GPL.items.e6a00.
onerror&amp;LSOName=gpl"
name="flashvars">></object></div><div style="display: none;">
id="MathJax_Message"><span style="height: 12px;">
id="hrk805y7o_3" class="hrk805y7o">output</span>/HTML-
CSS/fonts/TeX/fontdata.js</div>
<h1>
<center>
<font color ="gold">Pemodelan Regresi Semiparametrik
<em>Generalized Additive Model for Location, Scale, and
Shape</em> (GAMLSS)</font>
<center>
</h1>
<center>
<font color ="black"><b> Darmawanan, A. S., Tirta, I M.,
Anggraeni, D.</b>
<br>
Jurusan Matematika FMIPA Universitas Jember, 2016.</font>
</center>
<FONT COLOR="#000000"><h2>DAFTAR ISI</h2>
<FONT COLOR="#000000"><ol>
<li>
<a href="#Pendahuluan"><FONT
COLOR="#0000FF">PENDAHULUAN</FONT></a>
<ul>
<li><a href="#lb"><FONT COLOR="#0000FF">Latar
Belakang</FONT></a></li>
<li><a href="#tj"><FONT
COLOR="#0000FF">Tujuan</FONT></a></li>
<li><a href="#bn"><FONT
COLOR="#0000FF">Bahasan</FONT></a></li>
</ul>
</li>
<li>
<a href="#RT"><FONT COLOR="#0000FF">RINGKASAN
TEORI</FONT></a>
<ul>
<li><a href="#moreg"><FONT COLOR="#0000FF">Model
Regresi</FONT></a></li>
<ul> <li><a href="#parak"><FONT COLOR="#0000FF"> Model
Regresi Parametrik </FONT></a></li>
<li><a href="#nonparak"><FONT COLOR="#0000FF"> Model
Regresi Non Parametrik </FONT></a></li>
<li><a href="#semiparak"><FONT COLOR="#0000FF">Model
Regresi Semi Parametrik </FONT></a></li>
</ul>
<li><a href="#skku"><FONT COLOR="#0000FF"><em>Skewness
</em> dan kurtosis</FONT></a></li>
<ul> <li><a href="#sk"><FONT COLOR="#0000FF">
<em>Skewness</em> </FONT></a></li>
```

```
<li><a href="#ku"><FONT COLOR="#0000FF">Kurtosis
</FONT></a></li>
</ul>
<li><a href="#pglor"><FONT COLOR="#0000FF"><em>Generalized
Additive Model for Location, Scale, and Shape</em>
(GAMLSS)</FONT></a></li>
<ul>
<li><a href="#defgamlss"><FONT COLOR="#0000FF">Definisi
GAMLSS </FONT></a></li>
</ul>
<li><a href="#mm"><FONT COLOR="#0000FF"><em>Penalized
Spline </em></FONT></a></li>
<li><a href="#aicsicgaic"><FONT
COLOR="#0000FF"><em>Akaike's Information Criterion </em>
(AIC), <em>Schwarz Information Criterion</em> (SIC), dan
<em>Generalized Akaike Information Criterion</em>
(GAIC)</FONT>
<ul>
<li><a href="#aic"><FONT COLOR="#0000FF"><em>Akaike's
Information Criterion </em> (AIC) </FONT></a></li>
<li><a href="#sic"><FONT COLOR="#0000FF"><em>Schwarz
Information Criterion </em> (SIC) </FONT></a></li>
<li><a href="#gaic"><FONT COLOR="#0000FF"><em>
Generalized Akaike Information Criterion </em> GAIC)
</FONT></a></li>
</ul>
</ul>
</li>
<li>
<a href="#llkad"><FONT COLOR="#0000FF">Langkah-langkah Kerja
Analisis Data</FONT></a>
</li>
<li>
<a href="#im"><FONT COLOR="#0000FF">Analisis Data</FONT></a>
<ul>
<li>
<a href="#pild"><FONT COLOR="#0000FF">Pilih
Data</FONT></a>
</li>
<li>
<a href="#pemd"><FONT COLOR="#0000FF">Pemilihan
Distribusi</FONT></a>
</li>
<li>
<a href="#cpbpdpn"><FONT COLOR="#0000FF">Cara Pemilihan
Bagian Parametrik dan Non parametrik</FONT></a>
</li>
<li>
<a href="#smg"><FONT COLOR="#0000FF">Model Semiparametrik
dengan menggunakan GAMLSS</FONT></a>
</li>
```

```
<li>
<a href="#hpm"><FONT COLOR="#0000FF">Hasil Pengepasan
Model</FONT></a>
</li>
<li>
<a href="#tpwp"><FONT COLOR="#0000FF"><em>Term Plot</em>
dan <em>Worm Plot</em></FONT></a>
</li>
<li>
<a href="#ihm"><FONT COLOR="#0000FF">Interpretasi Hasil
Model</FONT></a>
</li>
</ul>
</li>
<li>
<a href="#dafpus"><FONT COLOR="#0000FF">DAFTAR
PUSTAKA</FONT></a>
</li>
</ol></FONT></FONT>
<b><h2><a name="Pendahuluan"> <FONT
COLOR="#000000">PENDAHULUAN</FONT> </a></h2>
<h3><a name="lb"> <FONT COLOR="#000000">Latar
belakang</FONT></a></h3></b>
<font color ="black">
<ul>
<li><p align="justify">Penelitian regresi sudah berkembang
dan saat ini sampai model regresi yaitu <em>Generalized
Additive Model for Location, Scale, and Shape</em> (GAMLSS)
yang dikembangkan oleh Rigby dan Stasinopoulos, <em>et
al.</em>, (2005). GAMLSS merupakan hasil perluasan dari
<em>Generalized Additive Model</em> (GAM) oleh karena itu
GAMLSS mengakomodasi adanya fungsi pemulus atau
<em>smoothing</em>. Salah satu teknik <em>smoothing</em>
yang digunakan adalah estimator <em>spline</em>. Salah satu
didalam estimator <em>spline</em> adalah <em>penalized
spline</em> atau <em>spline</em> yang terpinalti. Djuraidah
dan Aunuddin (2006) menjelaskan bahwa <em>penalized
spline</em> memiliki dua keuntungan yaitu dari pendugaan
parametrik pada regresi <em>spline</em> dan penyesuaian yang
fleksibel terhadap tingkat kehalusan kurva yang dihasilkan
dari pinalti kekasaran pada pemulus <em>spline</em> yang
artinya memiliki ukuran parameter penghalus sebesar $ \lambda \geq 0$.</li>
<p>
<li>
<p align="justify">
Di era-online seperti sekarang ini, penelitian-penelitian
mengenai regresi dengan membuat web interaktif tidak sulit
untuk dibuat. Dalam modul online berbasis tutorial ini akan
dibahas mengenai GAMLSS dengan pemulusan <em>penalized
spline</em>. Modul ini menggunakan program R dan paket yang
```

digunakan adalah paket <tt>gamlss</tt> yang didapat dari website GAMLSS di <http://www.gamlss.com/>. Modul ini juga mempermudah seseorang untuk yang kurang mengerti mengenai pemrograman R dan tanpa menginstal R untuk melakukan penelitian.

<p>

<h3>Tujuan</h3>

Pada akhir kegiatan, pengguna diharapkan

Mendapatkan model regresi semiparametrik GAMLSS dengan lebih mudah;

mendapatkan hasil estimasi parameter lokasi , skala dan bentuk dari model yang terbaik;

<h3>Bahasan</h3>

Materi yang dibahas dalam kegiatan ini adalah

Definisi GAMLSS;

estimasi parameter lokasi, skala dan ukuran dari GAMLSS;

menentukan Model Terbaik

<h2> RINGKASAN TEORI</h2>

<h4>Model Regresi </h4>

<p align="justify">Model regresi merupakan suatu model yang digunakan untuk menganalisis hubungan antara variabel penjelas (prediktor) dengan variabel respon. model regresi terdapat tiga pendekatan yang digunakan untuk mengestimasi kurva regresi yaitu model parametrik, model non parametrik dan model semi parametrik

<p>

<h3>Model Regresi Parametrik</h3>

<p align="justify">Analisis regresi sebagai kajian terhadap hubungan satu variabel yang disebut variabel yang diterangkan (variabel tidak bebas) dengan satu atau lebih variabel yang menerangkan (variable bebas). Regresi digunakan untuk mengetahui hubungan antar variabel selain

itu juga dapat digunakan untuk peramalan data. Menurut Budiantara (2011) menyatakan bahwa sekumpulan data berpasangan (x_i, y_i) dan hubungan antara keduanya disumsikan dengan mengikuti model regresi pada persamaan $\begin{aligned} y_i &= f(x_i) + \varepsilon_i, i=1, 2, \dots, n \end{aligned}$ dengan $f(x_i)$ adalah kurva regresi dan ε_i adalah error acak. Regresi parametrik terdapat asumsi yang sangat kuat dan kaku yaitu bentuk kurva regresi diketahui, misalnya linear, kuadratik, kubik ataupun yang lain

Model Regresi Non Parametrik

Model yang baik dapat dipandang dari berbagai aspek. Oleh karena itu, seorang pakar statistika diharapkan dapat memperlihatkan kearifannya, menghindari fanatismus yang berlebihan, dan menempatkan suatu persoalan pemodelan tepat pada porsinya. Berbeda dengan regresi parametrik yang tanpa disadari ada unsur pemaksaan dari peneliti, maka dalam regresi non parametrik hal itu tidak akan terjadi karena regresi non parametrik tidak memerlukan asumsi-asumsi tertentu. Menurut Budiantara (2011) dalam pandangan regresi non parametrik, biarkan data sendiri yang akan mencari bentuk estimasi dari kurva regresi. Menurut Wand dan Jones (1995) regresi non parametrik dengan n pengamatan yaitu

$$\begin{aligned} y_i &= m(x_i) + \varepsilon_i, \\ i &= 1, 2, \dots, n \end{aligned}$$

dengan m adalah kurva regresi dan ε_i adalah error acak.

Menurut Widiardi (2014) teknik *smoothing* dalam model regresi non parametrik antara lain histogram, estimator kernel, deret orthogonal, estimator *spline*, k-NN, deret fourier, dan wavelet.

Model Regresi Semi Parametrik

Pada prakteknya di lapangan permasalahan yang muncul pada regresi yaitu tidak semua variabel penjelas dapat didekati dengan pendekatan parametrik, sehingga pada permasalahan tersebut digunakan pendekatan non parametrik. Menurut Budiantara (2011) selain pendekatan regresi parametrik dan non parametrik ada juga statistikawan yang memandang kurva regresi dapat diklasifikasikan kedalam dua komponen yaitu komponen parametrik (bentuk regresi diketahui) dan komponen non parametrik (bentuk regresi tidak diketahui) sehingga pandangan ini memberi pendekatan regresi yang disebut semi parametrik. Secara umum model regresi semi parametrik dapat dimodelkan pada persamaan berikut,

$$\begin{aligned} y_i &= f(x_i) + m(x_j) + \varepsilon_i, \\ i &= 1, 2, \dots, n, \\ j &= 1, 2, \dots, n, \\ i &\neq j \end{aligned}$$

Dengan $\$Y\$$ adalah variabel respon ke- $\$i\$$, $\$f\$$ adalah kurva regresi parametrik, dan $\$m\$$ adalah kurva regresi non parametrik serta $\$varepsilon\$$ adalah error yang bersifat acak.

<p>
<h4>Skewness dan Kurtosis </h4>
<p align="justify">Dua distribusi mungkin saja memiliki mean dan standar deviasi yang sama namun bisa sangat berbeda karena memberikan karakteristik yang tidak unik dari distribusi. Adanya nilai skewness (kemiringan) dan kurtosis diharapkan dapat memberikan gambaran lebih lengkap dalam memahami data yang terkumpul, sehingga diharapkan model statistik yang dilakukan bisa lebih valid.
<p>
<h3>Skewness</h3></p>
<p align="justify">Skewness merupakan statistik yang digunakan dalam memberikan gambaran distribusi data apakah miring kekiri, kekanan atau simetris. Untuk mengukur derajat kemencengen suatu distribusi dinyatakan dengan koefesien kemencengen (koefesien skewness). Menurut Ramachandran dan Tsokos (2009) skewness didefinisikan sebagai momen ke-3 standar terhadap mean yaitu
$$\begin{aligned} \nu_i = \left(\frac{\mathbf{E}[(x - \mu)^3]}{\sigma^3} \right) \end{aligned}$$
. Ukuran kemiringan skewness atau ukuran ketidaksimetrisan suatu distribusi data dibagi dalam 3 jenis yaitu:
Simetris : menunjukkan letak nilai rata-rata, median, dan modus berimpit (berkisar disatu titik). Salah satu distribusi yang simetris adalah distribusi normal, sehingga nilai skewnessnya sama dengan 0 dan dapat dinotasikan dengan mean = median = modus atau $\nu_i = 0$
Menceng ke kanan: skewness bernilai positif dimana ujung dari kecondongan menjulur kearah positif (ekor kurva sebelah kanan lebih panjang) dan dapat dinotasikan modus < median < mean atau $\nu_i > 0$
Menceng ke kiri : skewness bernilai negatif dimana ujung dari kecondongan menjulur kearah negatif (ekor kurva sebelah kiri lebih panjang) dan dapat dinotasikan mean < median < modus atau $\nu_i < 0$
<p>
<h3>Kurtosis</h3>

<p align="justify">Menurut Ramachandran dan Tsokos (2009) kurtosis adalah ukuran untuk menggambarkan keruncingan (*peakness*) atau kerataan (*flatness*) suatu distribusi data. Terdapat 3 jenis kurtosis yaitu : *leptokurtis*, *mesokurtis*, dan *platikurtis*. *Leptokurtis* yaitu bagian tengah distribusi data yang memiliki puncak yang lebih runcing (nilai keruncingan lebih dari 3), *platikurtis* yaitu bagian tengah data yang memiliki puncak lebih datar (nilai keruncing sama dengan 3), *Leptokurtis* yaitu bagian tengah distribusi data yang memiliki puncak lebih datar (nilai keruncingan kurang dari 3), dan

Mesokurtis yaitu bagian tengah distribusi yang memiliki puncak diantara Leptokurtis dan Platikurtis. kurtosis dimodelkan dengan momen keempat standar terhadap mean dan dapat dinotasikan sebagai berikut

$$\begin{aligned} &\$ \$\begin{aligned} \tau = &\left(\frac{\mathbf{E}[(X - \mu)^4]}{\sigma^4} \right) \end{aligned} \end{aligned}$$

adapun 3 jenis kurtosis dapat diklasifikasikan sebagai berikut:

- Leptokurtis jika $\tau > 3$
- Mesokurtis jika $\tau = 3$
- Platikurtis jika $\tau < 3$

<p>

<h4>Generalized Additive Model for Location, Scale, and Shape (GAMLSS) </h4>

<p align="justify">GAMLSS adalah sebuah kelas umum pada model statistik untuk variabel respon univariat yang biasa disebut model aditif umum lokasi, skala dan bentuk. GAMLSS mengasumsikan pengamatan independen dari variabel respon y , variabel penjelas, dan nilai nilai efek random. Pada GAMLSS variabel respon berasal dari distribusi keluarga eksponensial dan tambahan distribusi-distribusi lain termasuk untuk distribusi diskrit dan kontinu dengan *highly skewed* dan kurtosis. Untuk jenis respon cacahan, metode ini cocok untuk data yang mengalami overdispersi dengan menggunakan distribusi overdispersi untuk data diskrit. Suatu Data dikatakan mengalami overdispersi ketika $\text{var}(Y) > \text{E}(Y)$

<p>

<h3>Definisi GAMLSS </h3>

<p align="justify">GAMLSS mengasumsikan variabel tak bebas y_i untuk $i=1,2,\dots,n$ dengan fungsi kepadatan peluang $f(y_i|\theta)$ dengan $\theta^{i_1}, \theta^{i_2}, \theta^{i_3}, \dots, \theta^{i_n}$. θ merupakan vektor dari 4 parameter distribusi

yaitu μ, σ, ν, τ yang dapat disebut sebagai fungsi dari variabel eksplanatori. Parameter μ dan σ dikarakteristikkan sebagai parameter lokasi ($location$) dan skala ($scale$), sedangkan dua parameter lainnya yaitu disebut sebagai parameter $skewness$ (ν) dan kurtosis (τ) yang tergabung dalam parameter ukuran ($shape$).

Rigby dan Stasinopoulos (2005) mendefinisikan model dari GAMLSS yaitu misalkan $y^T = y_1, y_2, \dots, y_n$ dengan n adalah panjang vektor dari variabel respon $k=1, 2, 3, 4$ dan $g_k(\cdot)$ diketahui sebagai fungsi $link$ monotonik yang menghubungkan antara parameter distribusi dengan variabel eksplanatori, maka

$$\begin{aligned} g_k(\theta_k) &= \eta_k + \beta_k x_k + \sum_{j=1}^{J_k} h_{jk}(x_{jk}) \\ \text{jika } Z_{jk} &= I_n, \text{ dengan } I_n \text{ adalah matriks identitas berukuran } n \times n \text{ dan} \\ h_{jk}(x_{jk}) &= h_{jk}(x_{jk}) \text{ untuk semua kombinasi dari } j \text{ dan } k \text{ pada persamaan (2)}, \text{ maka didapat bentuk lain dari GAMLSS yang dapat dituliskan sebagai berikut:} \\ g_k(\theta_k) &= \eta_k + \beta_k x_k + \sum_{j=1}^{J_k} h_{jk}(x_{jk}) \\ g_1(\mu) &= \eta_1 + \beta_1 x_1 + \sum_{j=1}^{J_1} h_{j1}(x_{j1}) \\ g_2(\sigma) &= \eta_2 + \beta_2 x_2 + \sum_{j=1}^{J_2} h_{j2}(x_{j2}) \\ g_3(\nu) &= \eta_3 + \beta_3 x_3 + \sum_{j=1}^{J_3} h_{j3}(x_{j3}) \\ g_4(\tau) &= \eta_4 + \beta_4 x_4 + \sum_{j=1}^{J_4} h_{j4}(x_{j4}) \end{aligned}$$

dimana

μ, σ, ν, τ , dan η_k sebagai vektor dengan panjang n , β_k sebagai vektor parameter, x_k sebagai matriks berukuran $n \times J_k$ dan h_{jk} sebagai fungsi $smooth$ non parametrik dari variabel eksplanatori x_k dan $h_{jk} = h_{jk}(x_{jk})$ adalah sebuah vektor yang mengevaluasi fungsi h_{jk} terhadap x_{jk}

Penalized Spline

Misalkan terdapat n data berpasangan $(x_{1y_1}, (x_{2y_2}), \dots, (x_{ny_n}))$ mengikuti model regresi $y_i = f(x_i) + \epsilon_i$, $i=1, 2, \dots, n$. Dimana $f(x_i)$ merupakan suatu fungsi regresi yang belum diketahui bentuknya, y_i sebagai variabel respon ke- i dan ϵ_i adalah $error random$ dengan $mean=0$ dan variansi σ^2 . Ruppert (2003) menjelaskan bahwa fungsi regresi non parametrik orde p dan

titik-titik knots $\kappa_1, \kappa_2, \dots, \kappa_K$ dan dapat dinyatakan sebagai berikut

$$\hat{f}(x) = \beta_0 + \beta_1 x + \dots + \beta_p x^p + \sum_{k=1}^K \beta_k (x - \kappa_k)^p$$

dimana $p=1, 2, \dots, n$. Dari fungsi diatas dapat dijadikan bentuk matriks sehingga didapatkan model sebagai berikut

$$\begin{aligned} f(x) &= \boldsymbol{C} \boldsymbol{\beta} \\ \boldsymbol{C} &= \begin{pmatrix} 1 & x_1 & x_1^2 & \dots & x_1^p & (x_1 - \kappa_1)^p & \dots & (x_1 - \kappa_K)^p \\ 1 & x_2 & x_2^2 & \dots & x_2^p & (x_2 - \kappa_1)^p & \dots & (x_2 - \kappa_K)^p \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_n & x_n^2 & \dots & x_n^p & (x_n - \kappa_1)^p & \dots & (x_n - \kappa_K)^p \end{pmatrix} \end{aligned}$$

dan

$$\boldsymbol{\beta} = \begin{pmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_K \end{pmatrix}$$

Dan model \hat{y} penalized spline dari persamaan (9) dapat dituliskan sebagai

$$\hat{\boldsymbol{y}} = \boldsymbol{C} \boldsymbol{\beta}$$

$\hat{\boldsymbol{\beta}}$ diperoleh dengan meminimumkan fungsi

Penalized Least Square (PLS). PLS merupakan ukuran standar dari kesesuaian terhadap data (goodness of fit) yang terdiri dari least square

$$\sum_{i=1}^n (y_i - f(x_i))^2$$

dan ukuran kemulusan alami $\sum_{k=1}^K \beta_k^2$ dapat dituliskan pada persamaan (11). $\sum_{i=1}^n (y_i - f(x_i))^2 + \lambda \sum_{k=1}^K \beta_k^2$, $\lambda \geq 0$ dimana λ merupakan parameter penghalus, K merupakan jumlah knot dan p adalah orde polinomial. Selanjutnya mengenai langkah-langkah meminimumkan ungsi PLS adalah sebagai berikut

- mengubah $\sum_{i=1}^n (y_i - f(x_i))^2$ kedalam bentuk matriks $\sum_{i=1}^n (y_i - f(x_i))^2 = \boldsymbol{y}^T \boldsymbol{y} - 2\boldsymbol{\beta}^T \boldsymbol{C}^T \boldsymbol{C} \boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\beta}^T \boldsymbol{C}^T \boldsymbol{C} \boldsymbol{\beta}$
- Mengubah $\sum_{k=1}^K \beta_k^2 = \beta_1^2 + \beta_2^2 + \dots + \beta_K^2$. Jika diasumsikan ada \boldsymbol{D} yang merupakan suatu matriks diagonal didefinisikan sebagai berikut.

```

\mathbf{\boldsymbol{D}}=\begin{pmatrix}
a_{11}&...&0\\
0&a_{22}&...&0\\
\vdots&\vdots&...&\vdots\\
0&...&a_{(pK+1)(pK+1)}
\end{pmatrix}
\$ dengan $a_{11} = a_{22} = ... = a_{pp} = a_{(p+1)(p+1)} = 0$ dan
$a_{(p+2)(p+2)} = ... = a_{(pK+1)(pK+1)} = 1$ jika fungsi
$\Sigma_{k=1}^K \beta_{pk}^2$ dituliskan dalam bentuk
matriks, maka:
\\
\Sigma_{k=1}^K \beta_{pk}^2 = \begin{pmatrix}
\beta_0 & \beta_1 & ... & \beta_{pK} \end{pmatrix} \begin{pmatrix}
a_{11}&...&0\\
0&a_{22}&...&0\\
\vdots&\vdots&...&\vdots\\
0&...&a_{(pK+1)(pK+1)}
\end{pmatrix} \begin{pmatrix}
\beta_0 \\
\beta_1 \\
\vdots \\
\beta_{pK}
\end{pmatrix} = \beta^T D \beta
\\
sehingga dari persamaan $(12)$ dan $(13)$ yang disubtitusi ke persamaan $(11)$ yaitu fungsi PLS dapat dituliskan pada persamaan $(14)$

$$\hat{\beta} = (\mathbf{C}^T \mathbf{C} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{C}^T \mathbf{y}$$

Nilai $\hat{\beta}$ dapat diperoleh dengan meminimumkan persamaan. Syarat perlu agar persamaan $\hat{\beta}$ minimum adalah $\frac{\delta L}{\delta \beta} = 0$ sehingga diperoleh

$$\hat{\beta} = (\mathbf{C}^T \mathbf{C} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{C}^T \mathbf{y}$$

Subtitusi persamaan $(15)$ ke persamaan $(11)$ sehingga didapatkan persamaan $(16)$

$$\hat{\mathbf{y}} = \mathbf{C}(\mathbf{C}^T \mathbf{C} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{C}^T \mathbf{y}$$

model diatas merupakan model estimator penalized spline

```


<p>

<h4>Akaike's Information Criterion (AIC), Schwarz Information Criterion (SIC), dan Generalized Akaike Information Criterion (GAIC) </h3>

<h3>Akaike's Information Criterion (AIC) AIC</h3>

<p align="justify">Akaike's Information Criterion (AIC) adalah metode yang berguna untuk mendapatkan model regresi terbaik yang ditemukan oleh Akaike. Menurut Stasinopoulos, et al., (2008) besarnya metode ini

didasarkan pada metode Maximum Likelihood Estimation (MLE) . Besarnya AIC dapat dilihat pada persamaan \$(17)\$.
\$\$AIC=-2(\hat{\theta})+2df\$\$ dengan \$l(\hat{\theta})\$ adalah nilai $\ln(\text{likelihood})$ dari model yang dihadapi dan \$df\$ adalah total derajat bebas yang digunakan dalam model.

Model regresi terbaik adalah model regresi yang memiliki nilai AIC terkecil. Menurut (Fathurahman,2009) kelebihan AIC terletak pada pemilihan model regresi terbaik untuk tujuan $\ln(\text{forecasting})$ yaitu dapat menjelaskan kecocokan model dengan data yang ada

<p>

<h3>Schwarz Information Criterion (SIC)</h3>

<p align="justify">

Schwarz Information Criterion (SIC) dalam statistika dikenal dengan Bayesian Information (BIC) dan Schwarz Bayesian Criterion (SBC).Menurut Stasinopoulos, et al., (2008) besarnya SIC dimodelkan pada persamaan \$(18)\$

\$\$SIC=-2(\hat{\theta})+\ln(n)df

dimana \$n\$ adalah banyaknya data. Kriteria SIC hampir sama dengan AIC yang artinya juga digunakan untuk mencari model regresi ataupun model distribusi terbaik.

Model regresi ataupun distribusi terbaik adalah model regresi yang memiliki nilai SIC terkecil.

<p>

<h3>Generalized Akaike Information Criterion (GAIC)</h3>

<p align="justify">

Generalized Akaike Information Criterion (GAIC) memiliki kegunaan yang sama dengan AIC maupun SIC hanya saja model yang digunakan lebih umum.

Menurut Stasinopoulos, et al., (2008) besarnya GAIC dimodelkan pada persamaan \$(19)\$

\$\$GAIC=-2(\hat{\theta})+\ln(n)df

dimana \$k\$ adalah pinalti untuk setiap derajat kebebasan dalam model sehingga dapat dikatakan bahwa AIC maupun SIC adalah bagian dari GAIC. Ketika \$k=2\$ maka GAIC adalah AIC dan ketika \$k=\ln(n)\$ maka GAIC adalah SIC.

<p>

<h2>Langkah-Langkah Kerja Analisis Data</h2>

 Input Data

 Menentukan Distribusi

```
</li>
<li>
Menentukan Bagian Parametrik dan Non Parametrik
</li>
<li>
Melakukan Pemodelan GAMLSS
</li>
<li>
Interpretasi Hasil Model
</li>
</ul>
<h2><a name="im"><b><FONT COLOR="#000000">Analisis Data</FONT></b></a></h2>
<h3><a name="pild"><b><FONT COLOR="#000000">Pilih Data</FONT></b></a></h3>
<br><FONT COLOR="#000000">Pilihan Data</FONT></b></td></td>
<font face="Helvetica" color="white" size="2">
<table bgcolor="yellow" width="40%">
<tr><td>
<select name="pilih.dat">
<option value="impor">Impor (CSV)</option>
<option value="rock">rock</option>
<option value="aids">aids</option>
<option value="cars">cars</option>
<option value="trees">trees</option>
</select>
<br>
Khusus untuk Import Data, File:
<b>
<font color="magenta", size="2.5">
<input type="file" id="dataset"></input></font></b>
<br>
banyak data yang ditampilkan <input type="number" name="byk.data" value="5" width="1" />
</select>
</td></tr>
</table>
</font>
<select name="jdt">
<option value="ls">Daftar</option>
<option value="sum">Ringkasan</option>
</select>
<pre id="sum.dat" class="shiny-text-output"></pre>
<center>
<font color="blue", size="2">
<pre id="ringkasan" class="shiny-text-output"></pre>
</font>
</center><p align="justify" class="teks_hitam">
<h3><a name="pemd"><b><FONT COLOR="#000000">Pemilihan Distribusi</FONT></b></a></h3>
<FONT COLOR="#000000"><b>Pilih Variabel Respon</b></FONT>
```

```
<div id="varselecty" class="shiny-html-output"></div>
<pre id="sum.y" class="shiny-text-output"></pre>
<br><FONT COLOR="#000000">Visualisasi
distribusi</FONT></b></td><td>
<select name="dist.y">
<option value="nothing">pilih distribusi</option>
<option value="BB">(BB) Beta Binomial </option>
<option value="BCPE">(BCPE) Box-Cox Power Exponential
</option>
<option value="BCT">(BCT) Box-Cox t </option>
<option value="BE">(BE) Beta </option>
<option value="BEINF">(BEINF) Beta Inflated </option>
<option value="BEZI">(BEZI) Zero Inflated Beta </option>
<option value="BB">(BB) Binomial </option>
<option value="DEL">(DEL) Delaporte </option>
<option value="EGB2">(EGB2) Eksponential Generalized Beta
type 2</option>
<option value="EXP">(EXP) Eksponential distribution for
fitting a GAMLSS</option>
<option value="GA">(GA) Gamma </option>
<option value="GB1">(GB1) Generalized Beta Type 1</option>
<option value="GB2">(GB2) Generalized Beta Type 2 &
Generalized Pareto </option>
<option value="GE">(GE) Geometric </option>
<option value="GEOM">(GEOM) Geometric </option>
<option value="GG">(GG) Generalized Gamma </option>
<option value="GT">(GT) Generalized t </option>
<option value="GU">(GU) Gumbel </option>
<option value="IG">(IG) Inverse Gaussian </option>
<option value="IGAMMA">(IGAMMA) Inverse GAMMA </option>
<option value="JSU">(JSU) Johson's Su </option>
<option value="JSUo">(JSUo) Original Johson's Su </option>
<option value="LG">(LG) Logarithmic and Zero Adjusted
Logarithmic </option>
<option value="LO">(LO) Logistic </option>
<option value="LOGITNO">(LOGITNO) Logit Normal </option>
<option value="MN3">(MN3) Multinomial </option>
<option value="NBI">(NBI) Negatif Binomial type 1 </option>
<option value="NBII">(NBII) Negatif Binomial type 2
</option>
<option value="NET">(NET) Normal Exponential t </option>
<option value="NO">(NO) Normal </option>
<option value="NO2">(NO2) Normal with variance as sigma
parameter </option>
<option value="PARETO2">(PARETO2) Pareto Type 2 </option>
<option value="PE">(PE) Power Exponential </option>
<option value="PIG">(PIG) Poisson Inverse Gaussian </option>
<option value="PO">(PO) Poisson </option>
<option value="RG">(RG) Reverse Gumbel </option>
<option value="RGE">(RGE) Reverse Generalized Extreme Family
</option>
```

```
<option value="SEP">(SEP) Skew Power Exponential </option>
<option value="SEP1">(SEP1) Skew Power Exponential Type 1-4
</option>
<option value="SHASH">(SHASH) Sinh-Arcsinh </option>
<option value="SI">(SI) Sichel </option>
<option value="SICHEL">(SICHEL) Sichel </option>
<option value="SN1">(SN1) Skew Normal Type 1 </option>
<option value="TF">(TF)t family</option>
<option value="WARING">(WARING) Waring </option>
<option value="WEI">(WEI) Weibull </option>
<option value="YULE">(YULE) Yule </option>
<option value="ZABB">(ZABB) Zero Inflated and Zero Adjusted
Binomial </option>
<option value="ZABI">(ZABI) Zero Inflated and Zero Adjusted
Binomial </option>
<option value="ZAGA">(ZAGA) Zero Adjusted Gamma </option>
<option value="ZAIG">(ZAIG) Zero Adjusted Inverse Gaussian
</option>
<option value="ZANBI">(ZANBI) Zero Inflated and Zero
Adjusted Negatif Binomial </option>
<option value="ZAP">(ZAP) Zero Adjusted Poisson </option>
<option value="ZIP">(ZIP) Zero Inflated Poisson </option>
<option value="ZIP2">(ZIP2) Zero Inflated Poisson </option>
<option value="ZIPIG">(ZIPIG) Zero Inflated Poisson Inverse
Gaussian </option>
</select>
<FONT COLOR="#000000"><b>
<br>Lihat</b></FONT>
<select name="md.ter">
<option value="AIC">AIC</option>
<option value="SIC">SIC/BIC/SBC</option>
</select>
<font color ="blue">
<pre id="pr.hdst" class="shiny-text-output"></pre>
</font>
<br>
jika ingin menggunakan GAIC silahkan pilih pinalti
<input type="number" name="pinal" value="2" width="1" />
<font color ="blue">
<pre id="gaaic" class="shiny-text-output"></pre>
</font>
</br>
Plot gambar
<center><div id="visualdis" class="shiny-plot-output"
style="width: 80%; height: 400px"></div>
Gambar 1. Hasil Plot Histogram Distribusi</center>
<br><br>
<font face="" color="white" size="2">
<table bgcolor="yellow" width="100%">
<tr><td>
<b>Bahasan dan Penggunaan Distribusi Histogram</b> :
```

<p align="justify">Distribusi histogram adalah salah satu fungsi yang ada pada paket gamlss yang berguna untuk mencari distribusi terbaik. Pada paket gamlss fungsi distribusi histogram dituliskan dengan histDist(). Distribusi yang diketahui ada didalam GAMLSS meliputi dua hal yaitu distribusi kontinu dan cacahan. Berikut adalah perbedaan gambar histDist() distribusi kontinu dan cacahan.

</p>

<p align="justify">

Ada beberapa komponen penting pada penggunaan histDist() pada paket gamlss yaitu :

sumbu horisontal merupakan data pada variabel respon

sumbu vertikal merupakan frekuensi dari data (banyaknya data yang muncul) semakin sering muncul suatu data tertentu maka frekuensinya semakin tinggi

Kurva atau garis tegak bewarna merah merupakan probability function distribution (pdf). Distribusi dikatakan cocok jika pdf mengikuti data yang diberikan.

</p>

</td></tr>

</table>

<h3>Cara Pemilihan bagian Parametrik dan Non Parametrik</h3>

1. Scatterplot

Hasil dari scatterplot akan memberikan gambaran mengenai hubungan kelinieran dari variabel respon dengan semua variabel prediktor yang ada pada data. Pemilihan variabel prediktor yang akan dimodelkan dengan non parametrik menggunakan scatterplot merupakan variabel prediktor yang tidak atau kurang linier.

<div id="varselectid" class="shiny-html-output"></div>

<center><div id="scate" class="shiny-plot-output" style="width: 80%; height: 400px"></div></center>

<center>

Gambar 2. Scatterplot Variabel dengan Diagonal

<select name="scp3">

 <option value="density">density</option>

 <option value="histogram">histogram</option>

 <option value="boxplot">boxplot</option>

</select>

</center>

```
<h3><a name="smg"><b><FONT COLOR="#000000"> Model  
Semiparametrik dengan menggunakan GAMLSS</FONT></b></a></h3>  
Pada bagian ini, dapat memodelkan 1,2,3 bahkan sampai 4  
parameter distribusi sesuai distribusi yang digunakan (cocok  
untuk data)  
<center>  
<center>  
<table border="1" style="width:100%; border-collapse: collapse; text-align: center; background-color: #ffffcc; border: 1px solid black;">  
<tr>  
<td>  
<center>  
<div id="pr.vax" class="shiny-html-output"></div>  
</center>  
</td>  
<td>  
<center>  
<div id="npr.sig" class="shiny-html-output"></div>  
</center>  
</td>  
<td>  
<center>  
<div id="npr.nu" class="shiny-html-output"></div>  
</center>  
</td>  
</tr>  
<tr>  
<td>  
<center>  
<div id="npr.tau" class="shiny-html-output"></div>  
</center>  
</td>  
<td>  
<center>  
<div id="npr.vax" class="shiny-html-output"></div>  
</center>  
</td>  
</tr>  
</table>  
<br>  
<br>  
</center>  
<br>Jenis Smoother  
<select name="s.mot">  
<option value="ps">Penalized Spline</option>  
<option value="pb">Penalised B-Spline</option>  
<option value="cs">Cubic Spline</option>  
<option value="lo">Loess</option>  
<option value="none">Tanpa Smoother</option>  
</select>  
<br>
```

```
<br><FONT COLOR="#000000">Jika Memilih keluarga  
<em>spline</em> silahkan pilih:</FONT></b></td><td>  
<font face="Helvetica" color="white" size="2">  
<table bgcolor="yellow" width="40%">  
<tr><td>  
<br> df yang digunakan  
<input type="number" name="m.df" value="2" width="1" />  
</br>  
<font color="magenta", size="2.5">  
</td></tr>  
</table>  
</font>  
<br><FONT COLOR="#000000">Jika smoother Loess silahkan  
pilih:</FONT></b></td><td>  
<font face="Helvetica" color="white" size="2">  
<table bgcolor="yellow" width="40%">  
<tr><td>  
<br> derajat yang digunakan  
<select name="deg.lo">  
<option value="1">1</option>  
<option value="2">2</option>  
<font color="magenta", size="2.5">  
</br>  
</td><tr>  
<tr><td>  
<br>  
pilih span (nilai 0 sampai 1)  
<input type="number" name="n.span" value="0.5" min="0"  
max="1" width="1" />  
</br>  
</center>  
<font color="magenta", size="2.5">  
</td></tr>  
</table>  
</font>  
<h3><a name="hpm"><b><FONT COLOR="#000000"> Hasil Pengepasan  
Model</FONT></b></a></h3>  
<font color ="blue">  
<pre id="has.m" class="shiny-text-output"></pre>  
</font>  
<h3><a name="tpwp"><b><FONT COLOR="#000000"> <em>Term  
Plot</em> dan <em>Worm Plot</em></FONT></b></a></h3>  
Pilih Plot  
<select name="pil.ploting">  
<option value="tp">term plot</option>  
<option value="wp">worm plot</option>  
</select>  
</br>  
<br>  
khusus untuk pilihan <em>term plot</em> untuk memodelkan  
salah satu dari mu, sigma, nu, atau tau.
```

```
<br> silahkan pilih
<select name="model.tp">
<option value="mu">mu(<em>mean</em>)</option>
<option value="sigma">sigma(<em>scale</em>)</option>
<option value="nu">nu(<em>shape</em>)</option>
<option value="tau">tau(<em>shape</em>)</option>
</select>
<br>
<center><div id="pilih.ploting" class="shiny-plot-output"
style="width: 80%; height: 400px"></div></center>
</br>
catatan : untuk pemulusan loess masih belum bisa
tergambarkan secara <em>term plot </em>
<br><br>
<br><br>
<font face="" color="white" size="2">
<table bgcolor="yellow" width="100%">
<tr><td>
<b>Bahasan dan Penggunaan <em>Worm Plot</em></b> :
<p align="justify">Menurut Stasinopoulos, et al., (2015)
<em>worm plot</em> dari residual diperkenalkan oleh van
Buuren dan Fredriks pada tahun 2001 untuk mengidentifikasi
daerah (interval) dari variabel penjelas dalam model yang
tidak cocok (model <em>violation</em>). Fungsi <em>worm
plot</em> pada R dituliskan dengan wp(), <em>worm plot</em>
digunakan untuk memeriksa sisa suatu model sehingga model
bisa dikatakan pas atau lebih cocok.
ada beberapa komponen yang penting dalam penggunaan <em>worm
plot</em> yaitu:
<ul>
<li>Titik-titik bewarna emas dari <em>worm plot</em> : titik
ini menunjukkan seberapa jauh residual pada model. Nilai
harapan dari titik-titik diwakili dengan adanya garis
horizontal putus-putus bewarna merah</li>
<li>Wilayah ditengah-tengah kurva <em>elliptic</em> adalah
wilayah dengan tingkat keyakinan 95%. Jika model ini benar
diharapkan sekitar 95% dari titik-titik diantara dua kurva
<em>elliptic</em> dan 5% titik-titik berada diluar.</li>
<li>Kurva berwarna merah yang terpasang pada data : Kurva
ini merupakan pengepasan kurva kubik tehadap titik-titik
dari <em>worm plot</em>. Kurva ini juga mencerminkan
kekurangan pada model, semakin terlihat kubik suatu kurva
maka model semakin tidak cocok.</li>
</ul>
<p>
</tr></td>
</table>
</font>
<h3><a name="ihm"><b><FONT COLOR="#000000"> Interpretasi
Hasil Model</FONT></b></a></h3>
```

Cara untuk menginterpretasikan suatu hasil dari model yang dibuat melalui GAMLSS dapat dilihat dari:

- p-value adalah nilai kesalahan hasil dari perhitungan statistik sehingga semakin kecil suatu nilai p-value maka parameter variabel bebas juga akan semakin signifikan atau berpengaruh. Umumnya parameter variabel penjelas dikatakan signifikan jika nilai p-value $\leq 0,001$ (**), p-value $\leq 0,05$ (**), dan p-value $\leq 0,1$ (*).
- Suatu model dikatakan terbaik jika selama penelitian berlangsung model yang didapatkan memiliki nilai AIC dan SIC terkecil diantara yang lain.
- <h2>DAFTAR PUSTAKA</h2> Budiantara, I N. 2011. Penelitian Bidang Regresi Spline Menuju Terwujudnya Penelitian Statistika yang Mandiri dan Berkarakter. Seminar Nasional FMIPA Surabaya: 9-28. Djuraidah, A & Aunuddin. 2006. Pendugaan Regresi Spline Terpenalti dengan Pendekatan Model Linier Campuran. Statistika 6(1):47-54. Fathurahman, M. 2009. Pemilihan Model Regresi Terbaik Menggunakan Metode Akaike's Information Criterion dan Schwarz Information Criterion. Jurnal Informatika Mulawarman. 4(3):37-41. Ramachandran, K. M & Tsokos, C.P. 2009. Mathematical Statistic with Applications. United States of America: Academic Press. Rigby, R. A & Stasinopoulos D. M. 2005. Generalized Additive Models for Location, and Shape. Applied Statistic. 54: 507-554. Ruppert, D., Wand, M. P., & Caroll, R. J. 2003. Cambridge Series in Statistical and Probabilistic Mathematics: Semiparametric Regression. New York: Cambridge University. Stasinopoulos, et al. 2015. Flexible Regression and Smoothing The GAMLSS Packages in R. <http://www.gamlss.org/> [1 Mei 2016]

```
<li>
Stasinopoulos, M., Bob, R., & Calliope, A. 2008.
Instructions on How to Use The GAMLS package in R Second
Edition. <em>STORM Research Centre</em>. London:
Metropolitan University.
</li>
<li>
Wand, M. & Jones, M. M. C. 1995. <em>Kernel
Smoothing</em>. London: Chapman & Hall.
</li>
<li>
Widiardi, H. R. 2014. Model Regresi Nonparametrik
Menggunakan Fungsi Kernel (Pada Kasus Berat Badan Balita
Desa Buduran Kabupaten Sidoarjo). <em>Jurnal Mahasiswa
Statistik</em>. <b>2</b>:129-132.
</li>
</ol>
</font>
```

Lampiran D. Skrip Program server.r

```
library(shiny)
library(gamlss)
library(datasets)
library(car)
data(cars)
data(aids)
# Define server logic for random distribution application
shinyServer(function(input, output, session) {
  header<-reactive({switch(input$input.header,
    "TRUE"=TRUE,
    "FALSE"=FALSE)
  })
  dataset2<- reactive({
    if(input$pilih.dat=="impor"){
      MyData <- input$dataset
      if (is.null(MyData))
        return(NULL)
      return(data.frame(read.csv(MyData$datapath)))
    }
    else{
      switch(input$pilih.dat,
        "cars"=cars,
        "aids"=aids,
        "rock"=rock,
        "trees"=trees,
        ) }
  })
  output$ringkasan <- renderPrint({
    if(input$jdt=="sum"){
      summary(dataset2())
    }
    else{
      print(head(dataset2(),input$byk.data)) }
  })
  output$varselecty <- renderUI({
    if (identical(dataset2(), '')) ||
    identical(dataset2(),data.frame())) return(NULL)
    # Variable selection:
    selectInput("var.ym","Y",
    names(dataset2()), names(dataset2()),selectize=FALSE,
    multiple =FALSE)
  })
  output$varselectid <- renderUI({
    if (identical(dataset2(), '')) ||
    identical(dataset2(),data.frame())) return(NULL)
    # Variable selection:
    selectInput("var.xm","Pilih Variabel",
    names(dataset2()), names(dataset2()),selectize=FALSE,
    multiple =TRUE)
  })
})
```

```
output$var.rx <- renderUI({
  if (identical(dataset2(), '') || 
  identical(dataset2(), data.frame())) return(NULL)
  # Variable selection:
  selectInput("var.rrxm", "Pilih Variabel X" ,
  names(dataset2()), names(dataset2()), selectize=FALSE,
  multiple =TRUE)
})
output$cek.r <-renderPrint({
  formula1<-
formula(paste(input$var.ym,"~",paste(input$var.rrxm,
collapse= "+")))
  cr2<-lm(formula1,data=dataset2())
  summary(cr2)$r.squared
})
output$scate<-renderPlot({
  formula1<-formula(paste("~",paste(input$var.xm, collapse=
"+")))
  a2<-
do.call("scatterplotMatrix",args=list(formula1,diag=input$sc
p3,main= paste("Scatterplot")))
})
output$para<-renderPrint({
  formula3<-formula(paste(input$var.ymm,"~",input$var.xmm) )
  a<-lm(formula3,data=dataset2())
  print(summary(a))
})
output$pr.hdst<- renderPrint({
  attach(dataset2())
  a1<-do.call("histDist",
  args=list(y=dataset2() [,input$var.ym],family=input$dist.y,ma
in=paste("Variabel Respon",input$var.ym,"dengan
Distribusi",input$dist.y))
  )
  ns<-do.call("length",args=list(dataset2() [,input$var.ym]))
  a2<-do.call("log",args=list(ns))
  if(input$md.ter=="AIC"){
    do.call('AIC', args = list(a1))
  }
  else if(input$md.ter=="SIC"){
    do.call('GAIC', args = list(a1,k=a2))
  }
})
output$gaaic<- renderPrint({
  attach(dataset2())
  a1<-do.call("histDist",
  args=list(y=dataset2() [,input$var.ym],family=input$dist.y,ma
in=paste("Variabel Respon",input$var.ym,"dengan
Distribusi",input$dist.y))
  )
  do.call('GAIC', args = list(a1,k=input$pinal))
```

```
        })
output$visualdis <- renderPlot({
  attach(dataset2())
  do.call("histDist",
  args=list(y=dataset2()[,input$var.ym],family=input$dist.y,ma
  in=paste("Variabel Respon",input$var.ym,"dengan
  Distribusi",input$dist.y))
  )
})
output$par.vary <- renderUI({
  if (identical(dataset2(), '') ||
  identical(dataset2(),data.frame())) return(NULL)
  # Variable selection:
  selectInput("var.ymm","Y" ,
  names(dataset2()), names(dataset2()),selectize=FALSE,
  multiple =FALSE)
})
output$par.varx <- renderUI({
  if (identical(dataset2(), '') ||
  identical(dataset2(),data.frame())) return(NULL)
  # Variable selection:
  selectInput("var.xmm","X" ,
  names(dataset2()), names(dataset2()),selectize=FALSE,
  multiple =TRUE)
})
output$vpar.vary <- renderUI({
  if (identical(dataset2(), '') ||
  identical(dataset2(),data.frame())) return(NULL)
  # Variable selection:
  selectInput("var.ymmm","Y" ,
  names(dataset2()), names(dataset2()),selectize=FALSE,
  multiple =FALSE)
})
output$vpar.varx <- renderUI({
  if (identical(dataset2(), '') ||
  identical(dataset2(),data.frame())) return(NULL)
  # Variable selection:
  selectInput("var.xmmm","X" ,
  names(dataset2()), names(dataset2()),selectize=FALSE,
  multiple =FALSE)
})
output$plot para<-renderPlot({
  attach(dataset2())
  formula5<-formula(paste(input$var.ymmm,"~",input$var.xmmm))
  if(input$parplot=="plot"){
    do.call('plot', args = list(formula = formula5,
  data=dataset2()))
  }
  if(input$parplot=="lm"){
    bb<-do.call('lm', args = list(formula = formula5,
  data=dataset2()))
  }
})
```

```
do.call('plot', args = list(formula = formula5,
data=dataset2()))
      do.call('lines', args =
list(dataset2()[,input$var.xmmm], predict(bb)))
}
})
output$pr.vax <- renderUI({
  if (identical(dataset2(), '') ||
  identical(dataset2(),data.frame())) return(NULL)
  # Variable selection:
  selectInput("semi.x","Variabel X (Formula untuk Mean)" ,
  names(dataset2()), names(dataset2()),selectize=FALSE,
multiple =TRUE)
})
output$npr.vax <- renderUI({
  if (identical(dataset2(), '') ||
  identical(dataset2(),data.frame())) return(NULL)
  # Variable selection:
  selectInput("semi.sx","Variabel X (bagian nonparametrik)" ,
  names(dataset2()), names(dataset2()),selectize=FALSE,
multiple =TRUE)
})
output$npr.nu <- renderUI({
  if (identical(dataset2(), '') ||
  identical(dataset2(),data.frame())) return(NULL)
  # Variable selection:
  selectInput("semi.nu","Formula Nu" ,
  c(names(dataset2()),"1"),
c(names(dataset2()),"1"),selectize=FALSE, multiple =FALSE)
})
output$npr.sig <- renderUI({
  if (identical(dataset2(), '') ||
  identical(dataset2(),data.frame())) return(NULL)
  # Variable selection:
  selectInput("semi.sig","Formula Sigma" ,
  c(names(dataset2()),"1"),
c(names(dataset2()),"1"),selectize=FALSE, multiple =FALSE)
})
output$npr.tau <- renderUI({
  if (identical(dataset2(), '') ||
  identical(dataset2(),data.frame())) return(NULL)
  # Variable selection:
  selectInput("semi.tau","Formula Tau" ,
  c(names(dataset2()),"1"),
c(names(dataset2()),"1"),selectize=FALSE, multiple =FALSE)
})
output$has.m<-renderPrint({
formulatau<-formula(paste("~",input$semi.tau))
formulasig<-formula(paste("~",input$semi.sig))
formulanu<-formula(paste("~",input$semi.nu))
```

```

if(input$s.mot=="ps") {
formula1a<-
formula(paste(input$var.ym,"~",paste(input$semi.x,collapse="",
+"),paste("+ ps(",input$semi.sx,",","df=",input$m.df,")")))
}
else if(input$s.mot=="pb") {
formula1a<-
formula(paste(input$var.ym,"~",paste(input$semi.x,collapse="",
+"),paste("+ pb(",input$semi.sx,",","df=",input$m.df,")")))
}
else if(input$s.mot=="cs") {
formula1a<-
formula(paste(input$var.ym,"~",paste(input$semi.x,collapse="",
+"),paste("+ cs(",input$semi.sx,",","df=",input$m.df,")")))
}
else if(input$s.mot=="lo") {
formula1a<-
formula(paste(input$var.ym,"~",paste(input$semi.x,collapse="",
+"),paste("+ lo(~",input$semi.sx,",","span=",input$n.span,",",
"degree=",input$deg.lo,")")))
}
else{
formula1a<-
formula(paste(input$var.ym,"~",paste(input$semi.x, collapse="",
+"))))
}
attach(dataset2())
a1<-do.call("gamlss",
args=list(formula1a,family=input$dist.y,sigma.formula=formul
asig,nu.formula=formulanu,tau.formula=formulatau))
#a1<-
gamlss(formula1a,method=RS(),data=dataset2(),family=paste(in
put$dist.y))
summary(a1)
})
output$pilih.ploting<- renderPlot({
formulatau<-formula(paste("~",input$semi.tau))
formulasig<-formula(paste("~",input$semi.sig))
formulanu<-formula(paste("~",input$semi.nu))
if(input$s.mot=="ps"){
formula1a<-
formula(paste(input$var.ym,"~",paste(input$semi.x,collapse="",
+"),paste("+ ps(",input$semi.sx,",","df=",input$m.df,")")))
}
else if(input$s.mot=="pb"){
formula(paste(input$var.ym,"~",paste(input$semi.x,collapse="",
+"),paste("+ pb(",input$semi.sx,",","df=",input$m.df,")")))
}
else if(input$s.mot=="cs") {

```

```
formula1a<-
formula(paste(input$var.ym,"~",paste(input$semi.x,collapse=""),
+),paste("+ cs(",input$semi.sx,",","df=",input$m.df,")"))
}
else if(input$s.mot=="lo"){
formula1a<-
formula(paste(input$var.ym,"~",paste(input$semi.x,collapse=""),
+),
lo(~",input$semi.sx,",,"span=",input$n.span,",,"degree=",i
nput$deg.lo,")"))
}
else{
formula1a<-
formula(paste(input$var.ym,"~",paste(input$semi.x, collapse=
"+")))
}
attach(dataset2())
a1<-do.call("gamlss",
args=list(formula1a,family=input$dist.y,sigma.formula=formul
asig,nu.formula=formulanu,tau.formula=formulatau))
#a1<-
gamlss(formula1a,method=RS(),data=dataset2(),family=paste(in
put$dist.y))
if(input$pil.ploting=="tp"){
term.plot(ask=FALSE,a1, pages=1,what=input$model.tp)
}
else if(input$pil.ploting=="wp"){
#if(input$residu=="wp"){
#a2<-do.call("wp", args=list(a1))
#}
#else if(input$residu=="plot"){
#a2<-do.call("plot", args=list(a1))
#}
a2<-do.call("wp", args=list(a1))
}
})
}
```

Lampiran E. Analisis Model Terbaik

e1.

```
a<gamlss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=1),data=dbdbaru1,family=NBI,sigma.formula=~1)
GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 233.2055
GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 232.3101
GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 232.2966
GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 232.2964
*****
*****
Family: c("NBI", "Negative Binomial type I")
Call:
gamlss(formula = y ~ x1 + x2 + x4 + ps(x3, df = 1),
sigma.formula = ~1,
family = NBI, data = dbdbaru1)

Fitting method: RS()
-----
-----
Mu link function: log
Mu Coefficients:
Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -1.5416307 0.7473205 -2.063 0.049256 *
x1          0.0001534 0.0001346  1.139 0.265116
x2          0.0329093 0.0075181  4.377 0.000174 ***
x4          0.0021909 0.0010862  2.017 0.054148 .
ps(x3, df = 1) 0.0083837 0.0105431  0.795 0.433716
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '
1
-----
-----
Sigma link function: log
Sigma Coefficients:
Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -0.7188      0.3301  -2.178  0.0387 *
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '
1
-----
-----
NOTE: Additive smoothing terms exist in the formulas:
i) Std. Error for smoothers are for the linear effect only.
ii) Std. Error for the linear terms maybe are not accurate.
-----
No. of observations in the fit: 33
Degrees of Freedom for the fit: 7.029371
Residual Deg. of Freedom: 25.97063
at cycle: 4
```

```

Global Deviance:      232.2964
AIC:                 246.3552
SBC:                 256.8747
-----
e2. a1<-
  gamlss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=1),data=dbdbaru1,family=NBI,sigma.formula=~x
  1)
GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 232.4089
GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 230.2486
GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 229.4563
GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 228.9257
GAMLSS-RS iteration 5: Global Deviance = 228.5953
GAMLSS-RS iteration 6: Global Deviance = 228.3971
GAMLSS-RS iteration 7: Global Deviance = 228.319
GAMLSS-RS iteration 8: Global Deviance = 228.2961
GAMLSS-RS iteration 9: Global Deviance = 228.2673
GAMLSS-RS iteration 10: Global Deviance = 228.2661
GAMLSS-RS iteration 11: Global Deviance = 228.262
GAMLSS-RS iteration 12: Global Deviance = 228.2619
*****
*****
Family: c("NBI", "Negative Binomial type I")

Call: gamlss(formula = y ~ x1 + x2 + x4 + ps(x3, df = 1),
sigma.formula = ~x1, family = NBI, data = dbdbaru1)
Fitting method: RS()
-----
-----
Mu link function: log
Mu Coefficients:
            Estimate Std. Error   t value Pr(>|t|)    
(Intercept) -1.662e+00 5.653e-01  -2.941  0.00697 ** 
x1          1.122e-04 7.101e-08 1579.837 < 2e-16 ***  
x2          2.811e-02 5.882e-03   4.779 6.64e-05 ***  
x4          2.128e-03 2.767e-04   7.692 4.85e-08 ***  
ps(x3, df = 1) 2.105e-02 5.862e-03   3.591  0.00141 ** 
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '
1
-----
-----
Sigma link function: log
Sigma Coefficients:
            Estimate Std. Error   t value Pr(>|t|)    
(Intercept) -1.620e-01 3.432e-01  -0.472   0.641    
x1          -6.157e-04 1.361e-06 -452.466 <2e-16 ***  
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '
1

```


NOTE: Additive smoothing terms exist in the formulas:
i) Std. Error for smoothers are for the linear effect only.
ii) Std. Error for the linear terms maybe are not accurate.

No. of observations in the fit: 33
Degrees of Freedom for the fit: 8.060396
Residual Deg. of Freedom: 24.9396
at cycle: 12
Global Deviance: 228.2619
AIC: 244.3827
SBC: 256.4451

e3. a2<-

```
gamlss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=1),data=dbdbaru1,family=NBI,sigma.formula=~x2)
GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 233.188
GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 232.3302
GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 232.1954
GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 232.0814
GAMLSS-RS iteration 5: Global Deviance = 232.0364
GAMLSS-RS iteration 6: Global Deviance = 232.0206
GAMLSS-RS iteration 7: Global Deviance = 232.018
GAMLSS-RS iteration 8: Global Deviance = 232.0168
GAMLSS-RS iteration 9: Global Deviance = 232.017
*****
*****
Family: c("NBI", "Negative Binomial type I")

Call: gamlss(formula = y ~ x1 + x2 + x4 + ps(x3, df = 1),
sigma.formula = ~x2, family = NBI, data = dbdbaru1)
Fitting method: RS()
-----
Mu link function: log
Mu Coefficients:
Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -1.3645350 0.9525124 -1.433 0.1644
x1 0.0000869 0.0001377 0.631 0.5337
x2 0.0320255 0.0096586 3.316 0.0028 **
x4 0.0026709 0.0011003 2.427 0.0228 *
ps(x3, df = 1) 0.0052505 0.0106517 0.493 0.6264
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '
1
-----
Sigma link function: log
Sigma Coefficients:
Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
```

```
(Intercept) 1.0601    1.8845    0.563     0.579
x2          -0.0194   0.0204   -0.951     0.351
-----
-----
NOTE: Additive smoothing terms exist in the formulas:
i) Std. Error for smoothers are for the linear effect only.
ii) Std. Error for the linear terms maybe are not accurate.
-----
-----
No. of observations in the fit: 33
Degrees of Freedom for the fit: 8.028772
      Residual Deg. of Freedom: 24.97123
                           at cycle: 9
Global Deviance: 232.017
      AIC: 248.0745
      SBC: 260.0896
*****
```

e4. a3<-

```
gamlss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=1),data=dbdbaru1,family=NBI,sigma.formula=~x3)
GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 230.3439
GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 228.7152
GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 228.6512
GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 228.6509
*****
*****
Family: c("NBI", "Negative Binomial type I")
Call: gamlss(formula = y ~ x1 + x2 + x4 + ps(x3, df = 1),
sigma.formula = ~x3, family = NBI, data = dbdbaru1)
Fitting method: RS()

-----
Mu link function: log
Mu Coefficients:
Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -1.328e+00 6.861e-01 -1.935 0.0644 .
x1          1.844e-04 9.977e-05 1.848 0.0765 .
x2          3.459e-02 5.925e-03 5.838 4.36e-06 ***
x4          1.562e-03 8.365e-04 1.867 0.0737 .
ps(x3, df = 1) 4.689e-03 1.031e-02 0.455 0.6534
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '
1
-----
Sigma link function: log
Sigma Coefficients:
Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -4.54608    1.94414   -2.338  0.0277 *
x3          0.06637    0.03281    2.023  0.0539 .
---
```

```

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '
1
-----
-----
NOTE: Additive smoothing terms exist in the formulas:
  i) Std. Error for smoothers are for the linear effect only.
  ii) Std. Error for the linear terms maybe are not accurate.
-----
-----
No. of observations in the fit: 33
Degrees of Freedom for the fit: 8.03099
  Residual Deg. of Freedom: 24.96901
    at cycle: 4
Global Deviance: 228.6509
  AIC: 244.7129
  SBC: 256.7313
*****
```

e5. a4<-

```

gamlss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=1),data=dbdbaru1,family=NBI,sigma.formula=~x4)
GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 231.6319
GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 228.3157
GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 226.5586
GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 225.6071
GAMLSS-RS iteration 5: Global Deviance = 225.3289
GAMLSS-RS iteration 6: Global Deviance = 225.2941
GAMLSS-RS iteration 7: Global Deviance = 225.2907
GAMLSS-RS iteration 8: Global Deviance = 225.2905
*****
*****
Family: c("NBI", "Negative Binomial type I")
Call: gamlss(formula = y ~ x1 + x2 + x4 + ps(x3, df = 1),
sigma.formula = ~x4, family = NBI, data = dbdbaru1)
Fitting method: RS()
-----
```

Mu link function: log

Mu Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
(Intercept)	-2.181e+00	6.070e-01	-3.594	0.001398	**
x1	7.812e-05	4.259e-06	18.342	5.43e-16	***
x2	3.123e-02	6.582e-03	4.745	7.25e-05	***
x4	2.382e-03	2.848e-04	8.364	1.05e-08	***
ps(x3, df = 1)	2.450e-02	5.316e-03	4.609	0.000103	***

```

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

Sigma link function: log

Sigma Coefficients:

Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
----------	------------	---------	----------

```
(Intercept) 0.7914918 0.4141967 1.911 0.0676 .
x4 -0.0056878 0.0003657 -15.552 2.42e-14 ***
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '
1
-----
-----
NOTE: Additive smoothing terms exist in the formulas:
i) Std. Error for smoothers are for the linear effect only.
ii) Std. Error for the linear terms maybe are not accurate.
-----
-----
No. of observations in the fit: 33
Degrees of Freedom for the fit: 8.060029
    Residual Deg. of Freedom: 24.93997
        at cycle: 8
Global Deviance: 225.2905
      AIC: 241.4106
      SBC: 253.4725
*****
```

e6. b<-

```
gamlss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=2),data=dbdbaru1,family=NBI,sigma.formula=~1)
GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 227.9681
GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 227.0073
GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 227.0374
GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 227.0443
GAMLSS-RS iteration 5: Global Deviance = 227.0467
GAMLSS-RS iteration 6: Global Deviance = 227.0474
*****
*****
Family: c("NBI", "Negative Binomial type I")
Call: gamlss(formula = y ~ x1 + x2 + x4 + ps(x3, df = 2),
sigma.formula = ~1, family = NBI, data = dbdbaru1)
Fitting method: RS()
-----
-----
Mu link function: log
Mu Coefficients:


|                | Estimate   | Std. Error | t value | Pr(> t )     |
|----------------|------------|------------|---------|--------------|
| (Intercept)    | -1.5465004 | 0.7028010  | -2.200  | 0.0372 *     |
| x1             | 0.0001225  | 0.0001223  | 1.002   | 0.3259       |
| x2             | 0.0339039  | 0.0069878  | 4.852   | 5.47e-05 *** |
| x4             | 0.0021322  | 0.0009811  | 2.173   | 0.0394 *     |
| ps(x3, df = 2) | 0.0071233  | 0.0097288  | 0.732   | 0.4709       |


---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '
1
-----
-----
Sigma link function: log
Sigma Coefficients:
```

```

      Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -0.9482     0.3519 -2.695  0.0124 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '
1
-----
-----
NOTE: Additive smoothing terms exist in the formulas:
  i) Std. Error for smoothers are for the linear effect only.
  ii) Std. Error for the linear terms maybe are not accurate.
-----
-----
No. of observations in the fit: 33
Degrees of Freedom for the fit: 7.999996
  Residual Deg. of Freedom: 25
          at cycle: 6
Global Deviance: 227.0474
      AIC: 243.0474
      SBC: 255.0195
*****
```

e7. b1<-

```

gamlss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=2),data=dbdbaru1,family=NBI,sigma.formula=~x1)
GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 227.327
GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 224.9331
GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 223.4789
GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 221.8601
GAMLSS-RS iteration 5: Global Deviance = 220.1883
GAMLSS-RS iteration 6: Global Deviance = 219.2267
GAMLSS-RS iteration 7: Global Deviance = 217.6644
GAMLSS-RS iteration 8: Global Deviance = 218.0298
GAMLSS-RS iteration 9: Global Deviance = 218.1295
GAMLSS-RS iteration 10: Global Deviance = 218.3524
GAMLSS-RS iteration 11: Global Deviance = 218.3583
GAMLSS-RS iteration 12: Global Deviance = 218.3821
GAMLSS-RS iteration 13: Global Deviance = 218.3862
GAMLSS-RS iteration 14: Global Deviance = 218.3875
GAMLSS-RS iteration 15: Global Deviance = 218.388
*****
*****
Family: c("NBI", "Negative Binomial type I")
Call: gamlss(formula = y ~ x1 + x2 + x4 + ps(x3, df = 2),
sigma.formula = ~x1, family = NBI, data = dbdbaru1)
Fitting method: RS()
-----
-----
Mu link function: log
Mu Coefficients:
      Estimate Std. Error t value Pr(>|t|) 
(Intercept) -1.724e+00 4.478e-01 -3.850 0.000768 ***
x1           5.771e-05 7.832e-08 736.867 < 2e-16 ***
x2           3.091e-02 4.959e-03   6.233 1.92e-06 ***
```

```

x4          2.226e-03  1.454e-04  15.309 6.96e-14 ***
ps(x3, df = 2) 1.781e-02  3.253e-03   5.474 1.26e-05 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '
1
-----
Sigma link function: log
Sigma Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 0.669404  0.697113   0.96  0.3465
x1         -0.004641  0.002356  -1.97  0.0605 .
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '
1
-----
NOTE: Additive smoothing terms exist in the formulas:
i) Std. Error for smoothers are for the linear effect only.
ii) Std. Error for the linear terms maybe are not accurate.
-----
No. of observations in the fit: 33
Degrees of Freedom for the fit: 8.999999
      Residual Deg. of Freedom: 24
                           at cycle: 15
Global Deviance:        218.388
      AIC:             236.388
      SBC:             249.8566
*****
```

e8. b2<-

```

gamlss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=2),data=dbdbaru1,family=NBI,sigma.formula=~x2)
GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 227.8929
GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 226.5953
GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 225.7253
GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 225.6935
GAMLSS-RS iteration 5: Global Deviance = 225.6949
GAMLSS-RS iteration 6: Global Deviance = 225.6904
GAMLSS-RS iteration 7: Global Deviance = 225.69
*****
*****  

Family: c("NBI", "Negative Binomial type I")

Call: gamlss(formula = y ~ x1 + x2 + x4 + ps(x3, df = 2),
sigma.formula = ~x2, family = NBI, data = dbdbaru1)

Fitting method: RS()

-----
Mu link function: log
```

```

Mu Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -1.3657546  0.5719644 -2.388  0.0252 *
x1           0.0002055  0.0001217  1.688  0.1043
x2           0.0328814  0.0058111  5.658 7.94e-06 ***
x4           0.0015397  0.0009952  1.547  0.1349
ps(x3, df = 2) 0.0073641  0.0098965  0.744  0.4640
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '
1

-----
-----
Sigma link function: log
Sigma Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -7.49060   5.20211 -1.440  0.163
x2           0.06911   0.05410  1.278  0.214

-----
-----
NOTE: Additive smoothing terms exist in the formulas:
i) Std. Error for smoothers are for the linear effect only.
ii) Std. Error for the linear terms maybe are not accurate.

-----
-----
No. of observations in the fit: 33
Degrees of Freedom for the fit: 8.999997
      Residual Deg. of Freedom: 24
                           at cycle: 7

Global Deviance: 225.69
      AIC: 243.69
      SBC: 257.1585
*****
```

e9. b3<-

```

gamlss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=2),data=dbdbaru1,family=NBI,sigma.formula=~x3)
GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 227.0888
GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 225.8691
GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 226.009
GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 226.068
GAMLSS-RS iteration 5: Global Deviance = 226.0862
GAMLSS-RS iteration 6: Global Deviance = 226.097
GAMLSS-RS iteration 7: Global Deviance = 226.0989
GAMLSS-RS iteration 8: Global Deviance = 226.0999
*****
*****
Family: c("NBI", "Negative Binomial type I")
Call: gamlss(formula = y ~ x1 + x2 + x4 + ps(x3, df = 2),
sigma.formula = ~x3, family = NBI, data = dbdbaru1)
Fitting method: RS()
```

```
-----
-----
Mu link function: log
Mu Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -1.4199990  0.6721185 -2.113  0.0452 *
x1          0.0001572  0.0001030  1.526  0.1400
x2          0.0344508  0.0060175  5.725 6.72e-06 ***
x4          0.0017086  0.0008622  1.982  0.0591 .
ps(x3, df = 2) 0.0056051  0.0098701  0.568  0.5754
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ','
1
-----
-----
Sigma link function: log
Sigma Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -3.70806   1.92692 -1.924  0.0662 .
x3          0.04979   0.03342  1.490  0.1493
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ','
1
-----
-----
NOTE: Additive smoothing terms exist in the formulas:
i) Std. Error for smoothers are for the linear effect only.
ii) Std. Error for the linear terms maybe are not accurate.
-----
-----
No. of observations in the fit: 33
Degrees of Freedom for the fit: 9.000001
      Residual Deg. of Freedom: 24
                           at cycle: 8
Global Deviance:    226.0999
      AIC:        244.0999
      SBC:        257.5684
```

e10. b4<

```
gamlss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=2),data=dbdbaru1,family=NBI,sigma.formula=~x4)
```

```
GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 226.4911
GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 222.7098
GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 219.7976
GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 217.6081
GAMLSS-RS iteration 5: Global Deviance = 217.1962
GAMLSS-RS iteration 6: Global Deviance = 217.2118
GAMLSS-RS iteration 7: Global Deviance = 217.2132
GAMLSS-RS iteration 8: Global Deviance = 217.2108
GAMLSS-RS iteration 9: Global Deviance = 217.2109
*****
*****
```

```

Family: c("NBI", "Negative Binomial type I")
Call: gamlss(formula = y ~ x1 + x2 + x4 + ps(x3, df = 2),
sigma.formula = ~x4, family = NBI, data = dbdbaru1)
Fitting method: RS()
-----
-----
Mu link function: log
Mu Coefficients:
Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -2.066e+00 5.452e-01 -3.790 0.000895 ***
x1           5.295e-05 2.617e-06 20.236 < 2e-16 ***
x2           3.231e-02 6.266e-03 5.156 2.80e-05 ***
x4           2.168e-03 2.746e-04 7.895 3.98e-08 ***
ps(x3, df = 2) 2.241e-02 4.213e-03 5.321 1.85e-05 ***
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '
1
-----
-----
Sigma link function: log
Sigma Coefficients:
Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 0.8008328 0.4698361 1.704 0.101
x4          -0.0069380 0.0004396 -15.781 3.57e-14 ***
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '
1
-----
-----
NOTE: Additive smoothing terms exist in the formulas:
i) Std. Error for smoothers are for the linear effect only.
ii) Std. Error for the linear terms maybe are not accurate.
-----
-----
No. of observations in the fit: 33
Degrees of Freedom for the fit: 9.000007
Residual Deg. of Freedom: 23.99999
at cycle: 9
Global Deviance: 217.2109
AIC: 235.2109
SBC: 248.6795
*****
```

e11. c<-

```

gamlss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=3),data=dbdbaru1,family=NBI,sigma.formula=~1)
GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 225.0455
GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 223.5903
GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 223.6095
GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 223.6094
*****
*****
Family: c("NBI", "Negative Binomial type I")
```

```

Call: gammelss(formula = y ~ x1 + x2 + x4 + ps(x3, df = 3),
sigma.formula = ~1, family = NBI, data = dbdbaru1)
Fitting method: RS()
-----
-----
Mu link function: log
Mu Coefficients:
Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -1.5096031 0.6754020 -2.235 0.0350 *
x1          0.0001236 0.0001145  1.079 0.2913
x2          0.0342037 0.0066606  5.135 2.95e-05 ***
x4          0.0019519 0.0009161  2.131 0.0436 *
ps(x3, df = 3) 0.0064715 0.0091436  0.708 0.4859
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '
1
-----
-----
Sigma link function: log
Sigma Coefficients:
Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -1.1141      0.3721   -2.994 0.00629 **
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '
1
-----
-----
NOTE: Additive smoothing terms exist in the formulas:
i) Std. Error for smoothers are for the linear effect only.
ii) Std. Error for the linear terms maybe are not accurate.
-----
No. of observations in the fit: 33
Degrees of Freedom for the fit: 9.000011
    Residual Deg. of Freedom: 23.99999
        at cycle: 4
Global Deviance: 223.6094
AIC: 241.6094
SBC: 255.078
*****
```

e12. c1<-

```

gammelss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=3),data=dbdbaru1,family=NBI,sigma.formula=~x1)
GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 224.2571
GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 220.1873
GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 216.6117
GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 212.3097
GAMLSS-RS iteration 5: Global Deviance = 211.54
GAMLSS-RS iteration 6: Global Deviance = 211.6724
GAMLSS-RS iteration 7: Global Deviance = 211.6908
GAMLSS-RS iteration 8: Global Deviance = 211.6739
```

```

GAMLSS-RS iteration 9: Global Deviance = 211.6792
GAMLSS-RS iteration 10: Global Deviance = 211.6838
GAMLSS-RS iteration 11: Global Deviance = 211.6631
GAMLSS-RS iteration 12: Global Deviance = 211.6591
GAMLSS-RS iteration 13: Global Deviance = 211.6679
GAMLSS-RS iteration 14: Global Deviance = 211.7295
GAMLSS-RS iteration 15: Global Deviance = 211.8444
GAMLSS-RS iteration 16: Global Deviance = 211.8263
GAMLSS-RS iteration 17: Global Deviance = 211.7626
GAMLSS-RS iteration 18: Global Deviance = 211.6813
GAMLSS-RS iteration 19: Global Deviance = 211.6732
GAMLSS-RS iteration 20: Global Deviance = 211.68
*****
*****
Family: c("NBI", "Negative Binomial type I")
Call: gamlss(formula = y ~ x1 + x2 + x4 + ps(x3, df = 3),
sigma.formula = ~x1, family = NBI, data = dbdbaru1)
Fitting method: RS()
-----
-----
Mu link function: log
Mu Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -1.321e+00 4.483e-01 -2.947 0.007232 **
x1           5.062e-05 7.854e-08 644.462 < 2e-16 ***
x2           3.153e-02 4.857e-03   6.491 1.27e-06 ***
x4           1.878e-03 1.494e-04  12.573 8.66e-12 ***
ps(x3, df = 3) 1.329e-02 3.273e-03   4.062 0.000483 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '
1
-----
-----
Sigma link function: log
Sigma Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 0.477669  0.687779   0.695  0.4943
x1          -0.003834  0.002125  -1.804  0.0844 .
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '
1
-----
-----
NOTE: Additive smoothing terms exist in the formulas:
i) Std. Error for smoothers are for the linear effect only.
ii) Std. Error for the linear terms maybe are not accurate.
-----
No. of observations in the fit: 33
Degrees of Freedom for the fit: 9.999994
Residual Deg. of Freedom: 23.00001

```

```

                                at cycle: 20
Global Deviance:      211.68
          AIC:      231.68
          SBC:      246.6451
-----
e13. c2<-
gamlss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=3),data=dbdbaru1,family=NBI,sigma.formula=~x2)
GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 224.8673
GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 221.7753
GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 221.7769
GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 221.7455
GAMLSS-RS iteration 5: Global Deviance = 221.7468
GAMLSS-RS iteration 6: Global Deviance = 221.7458
*****
*****  

Family:  c("NBI", "Negative Binomial type I")
Call:  gamlss(formula = y ~ x1 + x2 + x4 + ps(x3, df = 3),
sigma.formula = ~x2,      family = NBI, data = dbdbaru1)
Fitting method: RS()  

-----  

-----  

Mu link function:  log
Mu Coefficients:  


|                | Estimate   | Std. Error | t value | Pr(> t )     |
|----------------|------------|------------|---------|--------------|
| (Intercept)    | -1.3757038 | 0.5496238  | -2.503  | 0.0199 *     |
| x1             | 0.0001817  | 0.0001148  | 1.583   | 0.1270       |
| x2             | 0.0329986  | 0.0056059  | 5.886   | 5.33e-06 *** |
| x4             | 0.0015990  | 0.0009396  | 1.702   | 0.1023       |
| ps(x3, df = 3) | 0.0070387  | 0.0092139  | 0.764   | 0.4527       |

---  

Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '  

1  

-----  

-----  

Sigma link function:  log
Sigma Coefficients:  


|             | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t ) |
|-------------|----------|------------|---------|----------|
| (Intercept) | -9.22066 | 5.82303    | -1.583  | 0.127    |
| x2          | 0.08536  | 0.06027    | 1.416   | 0.170    |

-----  

-----  

NOTE: Additive smoothing terms exist in the formulas:  

i) Std. Error for smoothers are for the linear effect only.  

ii) Std. Error for the linear terms maybe are not accurate.  

-----  

-----  

No. of observations in the fit: 33
Degrees of Freedom for the fit: 9.999989
          Residual Deg. of Freedom: 23.00001
                                at cycle: 6
Global Deviance:      221.7458

```

AIC: 241.7458
 SBC: 256.7109

e14. c3<-

```
gamlss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=3),data=dbdbaru1,family=NBI,sigma.formula=~x3)
GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 224.7323
GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 222.7259
GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 222.744
GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 222.7444
*****
*****  

Family: c("NBI", "Negative Binomial type I")
Call: gamlss(formula = y ~ x1 + x2 + x4 + ps(x3, df = 3),
sigma.formula = ~x3, family = NBI, data = dbdbaru1)
Fitting method: RS()  

-----  

-----  

Mu link function: log
Mu Coefficients:  


|                | Estimate   | Std. Error | t value | Pr(> t )     |
|----------------|------------|------------|---------|--------------|
| (Intercept)    | -1.4019909 | 0.6530728  | -2.147  | 0.0426 *     |
| x1             | 0.0001475  | 0.0001024  | 1.440   | 0.1632       |
| x2             | 0.0343334  | 0.0059952  | 5.727   | 7.84e-06 *** |
| x4             | 0.0017091  | 0.0008532  | 2.003   | 0.0571 .     |
| ps(x3, df = 3) | 0.0050965  | 0.0092761  | 0.549   | 0.5880       |


---  

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '  

1  

-----  

-----  

Sigma link function: log
Sigma Coefficients:  


|             | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t ) |
|-------------|----------|------------|---------|----------|
| (Intercept) | -3.21256 | 2.03066    | -1.582  | 0.127    |
| x3          | 0.03806  | 0.03604    | 1.056   | 0.302    |


-----  

-----  

NOTE: Additive smoothing terms exist in the formulas:  

i) Std. Error for smoothers are for the linear effect only.  

ii) Std. Error for the linear terms maybe are not accurate.  

-----  

-----  

No. of observations in the fit: 33
Degrees of Freedom for the fit: 10.00002
Residual Deg. of Freedom: 22.99998
at cycle: 4
Global Deviance: 222.7444
AIC: 242.7444
SBC: 257.7095
```

e15. c4<-

```

gamlss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=3),data=dbdbaru1,family=NBI,sigma.formula=~x4)
GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 223.1709
GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 215.7851
GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 210.8151
GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 209.8707
GAMLSS-RS iteration 5: Global Deviance = 209.7579
GAMLSS-RS iteration 6: Global Deviance = 209.701
GAMLSS-RS iteration 7: Global Deviance = 209.6732
GAMLSS-RS iteration 8: Global Deviance = 209.6836
GAMLSS-RS iteration 9: Global Deviance = 209.6723
GAMLSS-RS iteration 10: Global Deviance = 209.6776
GAMLSS-RS iteration 11: Global Deviance = 209.6728
GAMLSS-RS iteration 12: Global Deviance = 209.6753
GAMLSS-RS iteration 13: Global Deviance = 209.6732
GAMLSS-RS iteration 14: Global Deviance = 209.6744
GAMLSS-RS iteration 15: Global Deviance = 209.6736
*****
*****
Family:  c("NBI", "Negative Binomial type I")
Call:  gamlss(formula = y ~ x1 + x2 + x4 + ps(x3, df = 3),
sigma.formula = ~x4,      family = NBI, data = dbdbaru1)

Fitting method: RS()
-----
-----
Mu link function:  log
Mu Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|) 
(Intercept) -1.710e+00  5.050e-01 -3.386  0.00254 ** 
x1           6.546e-05  3.946e-07 165.860 < 2e-16 *** 
x2           3.334e-02  6.067e-03  5.496 1.38e-05 *** 
x4           1.732e-03  2.297e-04   7.541 1.16e-07 *** 
ps(x3, df = 3) 1.737e-02  3.635e-03   4.778 8.09e-05 *** 
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '
1
-----
-----
Sigma link function:  log
Sigma Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|) 
(Intercept)  0.9548020  0.4530498   2.107  0.0462 *  
x4          -0.0087506  0.0003314 -26.402 <2e-16 *** 
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '
1
-----
-----
NOTE: Additive smoothing terms exist in the formulas:
i) Std. Error for smoothers are for the linear effect only.
ii) Std. Error for the linear terms maybe are not accurate.

```

```
-----
-----  

No. of observations in the fit: 33  

Degrees of Freedom for the fit: 9.999994  

      Residual Deg. of Freedom: 23.00001  

                  at cycle: 15  

Global Deviance: 209.6736  

      AIC: 229.6735  

      SBC: 244.6386
```

e16. d<-

```
gamlss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=4),data=dbdbaru1,family=NBI,sigma.formula=~1)  

GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 222.697  

GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 221.046  

GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 221.0489  

GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 221.0486  

*****  

*****  

Family: c("NBI", "Negative Binomial type I")  

Call: gamlss(formula = y ~ x1 + x2 + x4 + ps(x3, df = 4),  

sigma.formula = ~1, family = NBI, data = dbdbaru1)  

Fitting method: RS()
```

Mu link function: log

Mu Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	-1.4623792	0.6496829	-2.251	0.0342 *
x1	0.0001320	0.0001086	1.216	0.2363
x2	0.0327853	0.0063680	5.148	3.23e-05 ***
x4	0.0018725	0.0008675	2.158	0.0416 *
ps(x3, df = 4)	0.0078237	0.0086958	0.900	0.3776

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '

1

Sigma link function: log

Sigma Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	-1.2566	0.3934	-3.194	0.00403 **

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '

1

NOTE: Additive smoothing terms exist in the formulas:

- i) Std. Error for smoothers are for the linear effect only.
- ii) Std. Error for the linear terms maybe are not accurate.

```
-----
-----  

No. of observations in the fit: 33  

Degrees of Freedom for the fit: 9.999989  

Residual Deg. of Freedom: 23.00001  

at cycle: 4  

Global Deviance: 221.0486  

AIC: 241.0486  

SBC: 256.0136
```

e17. d1<-

```
gamlss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=4),data=dbdbaru1,family=NBI,sigma.formula=~x1)  

GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 221.3597  

GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 214.206  

GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 208.1072  

GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 207.1338  

GAMLSS-RS iteration 5: Global Deviance = 207.3039  

GAMLSS-RS iteration 6: Global Deviance = 207.4262  

GAMLSS-RS iteration 7: Global Deviance = 207.4919  

GAMLSS-RS iteration 8: Global Deviance = 207.5105  

GAMLSS-RS iteration 9: Global Deviance = 207.529  

GAMLSS-RS iteration 10: Global Deviance = 207.5238  

GAMLSS-RS iteration 11: Global Deviance = 207.5306  

GAMLSS-RS iteration 12: Global Deviance = 207.54  

GAMLSS-RS iteration 13: Global Deviance = 207.5309  

GAMLSS-RS iteration 14: Global Deviance = 207.5203  

GAMLSS-RS iteration 15: Global Deviance = 207.5282  

GAMLSS-RS iteration 16: Global Deviance = 207.5382  

GAMLSS-RS iteration 17: Global Deviance = 207.5237  

GAMLSS-RS iteration 18: Global Deviance = 207.5297  

GAMLSS-RS iteration 19: Global Deviance = 207.5425  

GAMLSS-RS iteration 20: Global Deviance = 207.5503  

*****  

*****  

Family: c("NBI", "Negative Binomial type I")  

Call: gamlss(formula = y ~ x1 + x2 + x4 + ps(x3, df = 4),  

sigma.formula = ~x1, family = NBI, data = dbdbaru1)  

Fitting method: RS()
```

```
-----  

-----  

Mu link function: log  

Mu Coefficients:
```

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
(Intercept)	-1.315e+00	4.419e-01	-2.976	0.00697	**
x1	8.783e-05	7.860e-08	1117.421	< 2e-16	***
x2	3.200e-02	4.781e-03	6.693	9.96e-07	***
x4	1.640e-03	1.497e-04	10.954	2.24e-10	***
ps(x3, df = 4)	1.207e-02	3.255e-03	3.706	0.00123	**

```
---  

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

```
-----
-----  

Sigma link function: log  

Sigma Coefficients:  

Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)  

(Intercept) 0.260837 0.685646 0.380 0.707  

x1 -0.003416 0.002018 -1.693 0.105  

-----  

-----  

NOTE: Additive smoothing terms exist in the formulas:  

i) Std. Error for smoothers are for the linear effect only.  

ii) Std. Error for the linear terms maybe are not accurate.  

-----  

-----  

No. of observations in the fit: 33  

Degrees of Freedom for the fit: 10.99999  

Residual Deg. of Freedom: 22.00001  

at cycle: 20  

Global Deviance: 207.5503  

AIC: 229.5503  

SBC: 246.0118  

*****
```

e18. d2<-

```
gamlss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=4),data=dbdbaru1,family=NBI,sigma.formula=~x2)  

GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 222.4038  

GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 219.4403  

GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 219.1198  

GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 219.1227  

GAMLSS-RS iteration 5: Global Deviance = 219.1187  

GAMLSS-RS iteration 6: Global Deviance = 219.1154  

GAMLSS-RS iteration 7: Global Deviance = 219.1161  

*****  

*****  

Family: c("NBI", "Negative Binomial type I")  

Call: gamlss(formula = y ~ x1 + x2 + x4 + ps(x3, df = 4),  

sigma.formula = ~x2, family = NBI, data = dbdbaru1)  

Fitting method: RS()  

-----
```

```
-----  

Mu link function: log
```

```
-----  

Mu Coefficients:  

Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)  

(Intercept) -1.3837191 0.5443737 -2.542 0.0186 *  

x1 0.0001727 0.0001105 1.563 0.1324  

x2 0.0320146 0.0054593 5.864 6.69e-06 ***  

x4 0.0016150 0.0009108 1.773 0.0900 .  

ps(x3, df = 4) 0.0085500 0.0089149 0.959 0.3479  

---  

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

```
1
```

```
-----
-----  

Sigma link function: log  

Sigma Coefficients:  

            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)  

(Intercept) -9.54339   6.03543 -1.581   0.128  

x2          0.08774   0.06248  1.404   0.174  

-----  

-----  

NOTE: Additive smoothing terms exist in the formulas:  

  i) Std. Error for smoothers are for the linear effect only.  

  ii) Std. Error for the linear terms maybe are not accurate.  

-----  

-----  

No. of observations in the fit: 33  

Degrees of Freedom for the fit: 11.00001  

      Residual Deg. of Freedom: 21.99999  

                  at cycle: 7  

Global Deviance: 219.1161  

      AIC: 241.1161  

      SBC: 257.5777  

*****
```

e19. d3<-

```
gamlss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=4),data=dbdbaru1,family=NBI,sigma.formula=~x3)  

GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 222.1002  

GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 219.4991  

GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 219.2863  

GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 219.2547  

GAMLSS-RS iteration 5: Global Deviance = 219.2485  

GAMLSS-RS iteration 6: Global Deviance = 219.2479  

*****  

*****  

Family: c("NBI", "Negative Binomial type I")  

Call: gamlss(formula = y ~ x1 + x2 + x4 + ps(x3, df = 4),  

sigma.formula = ~x3, family = NBI, data = dbdbaru1)  

Fitting method: RS()  

-----  

-----
```

Mu link function: log

Mu Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	-1.288e+00	6.220e-01	-2.070	0.0503 .
x1	1.566e-04	9.301e-05	1.684	0.1063
x2	3.273e-02	5.592e-03	5.853	6.87e-06 ***
x4	1.635e-03	7.678e-04	2.130	0.0446 *
ps(x3, df = 4)	5.383e-03	8.816e-03	0.611	0.5478

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '

1

```

Sigma link function: log
Sigma Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -3.91726   2.17001  -1.805  0.0848 .
x3          0.04765   0.03828   1.245  0.2263
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ''
1
-----
-----  

NOTE: Additive smoothing terms exist in the formulas:
i) Std. Error for smoothers are for the linear effect only.
ii) Std. Error for the linear terms maybe are not accurate.
-----
-----  

No. of observations in the fit: 33
Degrees of Freedom for the fit: 11.00002
      Residual Deg. of Freedom: 21.99998
                           at cycle: 6
Global Deviance:    219.2479
      AIC:        241.2479
      SBC:        257.7095
*****
```

e20. d4<-

```

gamlss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=4),data=dbdbaru1,family=NBI,sigma.formula=~x4)
GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 219.8671
GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 208.8354
GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 205.333
GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 204.9791
GAMLSS-RS iteration 5: Global Deviance = 204.9239
GAMLSS-RS iteration 6: Global Deviance = 204.8725
GAMLSS-RS iteration 7: Global Deviance = 204.8656
GAMLSS-RS iteration 8: Global Deviance = 204.8512
GAMLSS-RS iteration 9: Global Deviance = 204.8469
GAMLSS-RS iteration 10: Global Deviance = 204.8478
*****
*****
Family: c("NBI", "Negative Binomial type I")
Call: gamlss(formula = y ~ x1 + x2 + x4 + ps(x3, df = 4),
sigma.formula = ~x4, family = NBI, data = dbdbaru1)
Fitting method: RS()
-----
-----  

Mu link function: log
Mu Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)  

(Intercept) -1.587e+00 4.852e-01 -3.272 0.003489 **
x1          1.044e-04 2.854e-05  3.659 0.001381 **
x2          3.367e-02 5.436e-03  6.195 3.10e-06 ***
x4          1.446e-03 2.889e-04  5.006 5.19e-05 ***
ps(x3, df = 4) 1.495e-02 3.211e-03  4.657 0.000121 ***
```

```

---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ''
1
-----
Sigma link function: log
Sigma Coefficients:
Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 1.171618 0.994088 1.179 0.2512
x4 -0.010822 0.004973 -2.176 0.0406 *
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ''
1
-----
NOTE: Additive smoothing terms exist in the formulas:
i) Std. Error for smoothers are for the linear effect only.
ii) Std. Error for the linear terms maybe are not accurate.
-----
No. of observations in the fit: 33
Degrees of Freedom for the fit: 11.00001
Residual Deg. of Freedom: 21.99999
at cycle: 10
Global Deviance: 204.8478
AIC: 226.8478
SBC: 243.3094
*****
```

e21. e<-

```

gamlss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=5),data=dbdbaru1,family=NBI,sigma.formula=~1)
GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 220.89
GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 219.2959
GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 219.3079
GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 219.3088
*****
Family: c("NBI", "Negative Binomial type I")
Call: gamlss(formula = y ~ x1 + x2 + x4 + ps(x3, df = 5),
sigma.formula = ~1, family = NBI, data = dbdbaru1)
Fitting method: RS()

-----
Mu link function: log
Mu Coefficients:
Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -1.4808642 0.6350097 -2.332 0.0293 *
x1 0.0001348 0.0001053 1.281 0.2137
x2 0.0314917 0.0061965 5.082 4.32e-05 ***
x4 0.0018758 0.0008429 2.225 0.0366 *
ps(x3, df = 5) 0.0099082 0.0084545 1.172 0.2538
---
```

```

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '
1
-----
-----
Sigma link function: log
Sigma Coefficients:
    Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -1.3456     0.4078   -3.3  0.00326 **
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '
1
-----
-----
NOTE: Additive smoothing terms exist in the formulas:
i) Std. Error for smoothers are for the linear effect only.
ii) Std. Error for the linear terms maybe are not accurate.
-----
-----
No. of observations in the fit: 33
Degrees of Freedom for the fit: 11.00002
    Residual Deg. of Freedom: 21.99998
        at cycle: 4
Global Deviance: 219.3088
      AIC: 241.3088
      SBC: 257.7704
*****
```

e22. e1<-

```

gamlss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=5),data=dbdbaru1,family=NBI,sigma.formula=~x1)
GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 218.9693
GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 207.1762
GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 204.5794
GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 204.1249
GAMLSS-RS iteration 5: Global Deviance = 204.1157
GAMLSS-RS iteration 6: Global Deviance = 203.8958
GAMLSS-RS iteration 7: Global Deviance = 203.6692
GAMLSS-RS iteration 8: Global Deviance = 203.6386
GAMLSS-RS iteration 9: Global Deviance = 203.6273
GAMLSS-RS iteration 10: Global Deviance = 203.6268
*****
*****
Family: c("NBI", "Negative Binomial type I")
Call: gamlss(formula = y ~ x1 + x2 + x4 + ps(x3, df = 5),
sigma.formula = ~x1, family = NBI, data = dbdbaru1)
Fitting method: RS()

-----
Mu link function: log
Mu Coefficients:
    Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -1.517e+00 4.312e-01 -3.517 0.002049 **
x1          1.385e-04 7.863e-08 1761.242 < 2e-16 ***
```

```

x2           3.205e-02  4.655e-03    6.886 8.35e-07 ***
x4           1.402e-03  1.465e-04    9.570 4.16e-09 ***
ps(x3, df = 5) 1.423e-02  3.229e-03    4.406 0.000246 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '
1
-----
Sigma link function: log
Sigma Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 0.079685  0.594170   0.134  0.8946
x1          -0.003053  0.001539  -1.984  0.0604 .
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '
1
-----
NOTE: Additive smoothing terms exist in the formulas:
i) Std. Error for smoothers are for the linear effect only.
ii) Std. Error for the linear terms maybe are not accurate.
-----
No. of observations in the fit: 33
Degrees of Freedom for the fit: 11.99999
      Residual Deg. of Freedom: 21.00001
                           at cycle: 10
Global Deviance: 203.6268
      AIC: 227.6268
      SBC: 245.5849
*****
```

e23. e2<-

```

gamlss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=5),data=dbdbaru1,family=NBI,sigma.formula=~x2)
GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 220.3434
GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 217.0538
GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 216.7894
GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 216.7815
GAMLSS-RS iteration 5: Global Deviance = 216.7741
GAMLSS-RS iteration 6: Global Deviance = 216.7711
GAMLSS-RS iteration 7: Global Deviance = 216.7708
*****
*****
Family: c("NBI", "Negative Binomial type I")
Call: gamlss(formula = y ~ x1 + x2 + x4 + ps(x3, df = 5),
sigma.formula = ~x2, family = NBI, data = dbdbaru1)
Fitting method: RS()
-----
Mu link function: log
Mu Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
```

```

(Intercept) -1.4453557 0.5350969 -2.701 0.0134 *
x1          0.0001666 0.0001067 1.561 0.1335
x2          0.0308281 0.0053409 5.772 9.93e-06 ***
x4          0.0016681 0.0008833 1.889 0.0728 .
ps(x3, df = 5) 0.0109636 0.0085750 1.279 0.2150
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '
1
-----
Sigma link function: log
Sigma Coefficients:
Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -11.35716 7.08706 -1.603 0.124
x2          0.10543 0.07299 1.444 0.163
-----
NOTE: Additive smoothing terms exist in the formulas:
i) Std. Error for smoothers are for the linear effect only.
ii) Std. Error for the linear terms maybe are not accurate.
-----
No. of observations in the fit: 33
Degrees of Freedom for the fit: 11.99999
Residual Deg. of Freedom: 21.00001
at cycle: 7
Global Deviance: 216.7708
AIC: 240.7708
SBC: 258.7289
*****
```

e24. e3<-

```

gamlss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=5),data=dbdbaru1,family=NBI,sigma.formula=~x3)
GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 219.7094
GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 217.1217
GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 217.0424
GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 217.0372
GAMLSS-RS iteration 5: Global Deviance = 217.0388
GAMLSS-RS iteration 6: Global Deviance = 217.0401
GAMLSS-RS iteration 7: Global Deviance = 217.041
*****
Family: c("NBI", "Negative Binomial type I")
Call: gamlss(formula = y ~ x1 + x2 + x4 + ps(x3, df = 5),
sigma.formula = ~x3, family = NBI, data = dbdbaru1)
Fitting method: RS()

Mu link function: log
Mu Coefficients:
Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -1.263e+00 6.074e-01 -2.079 0.0500 .
```

```

x1          1.601e-04  8.687e-05   1.843   0.0795 .
x2          3.164e-02  5.364e-03   5.898  7.44e-06 ***
x4          1.608e-03  7.179e-04   2.240   0.0360 *
ps(x3, df = 5) 6.411e-03  8.640e-03   0.742   0.4663
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ''
1
-----
Sigma link function: log
Sigma Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -4.52120  2.23761 -2.021  0.0563 .
x3          0.05678  0.03917  1.450  0.1619
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ''
1
-----
NOTE: Additive smoothing terms exist in the formulas:
i) Std. Error for smoothers are for the linear effect only.
ii) Std. Error for the linear terms maybe are not accurate.
-----
No. of observations in the fit: 33
Degrees of Freedom for the fit: 12
    Residual Deg. of Freedom: 21
        at cycle: 7
Global Deviance: 217.041
      AIC: 241.041
      SBC: 258.9991
*****
```

e25. e4<-

```

gamlss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=5),data=dbdbaru1,family=NBI,sigma.formula=~x4)
GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 217.4033
GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 204.3586
GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 201.4636
GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 201.0187
GAMLSS-RS iteration 5: Global Deviance = 200.8257
GAMLSS-RS iteration 6: Global Deviance = 200.7899
GAMLSS-RS iteration 7: Global Deviance = 200.7817
GAMLSS-RS iteration 8: Global Deviance = 200.7766
GAMLSS-RS iteration 9: Global Deviance = 200.7734
GAMLSS-RS iteration 10: Global Deviance = 200.7715
GAMLSS-RS iteration 11: Global Deviance = 200.7703
GAMLSS-RS iteration 12: Global Deviance = 200.7697
*****
*****
Family: c("NBI", "Negative Binomial type I")
Call: gamlss(formula = y ~ x1 + x2 + x4 + ps(x3, df = 5),
sigma.formula = ~x4, family = NBI, data = dbdbaru1)
```

```

Fitting method: RS()
-----
-----
Mu link function: log
Mu Coefficients:
             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -1.682e+00 4.484e-01 -3.752 0.001172 **
x1          1.407e-04 7.999e-08 1758.484 < 2e-16 ***
x2          3.323e-02 5.110e-03   6.502 1.92e-06 ***
x4          1.309e-03 1.577e-04   8.298 4.56e-08 ***
ps(x3, df = 5) 1.609e-02 3.511e-03   4.584 0.000161 ***
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '
1
-----
-----
Sigma link function: log
Sigma Coefficients:
             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 1.564514 1.090597 1.435 0.1661
x4         -0.014047 0.006094 -2.305 0.0315 *
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '
1
-----
-----
NOTE: Additive smoothing terms exist in the formulas:
i) Std. Error for smoothers are for the linear effect only.
ii) Std. Error for the linear terms maybe are not accurate.
-----
-----
No. of observations in the fit: 33
Degrees of Freedom for the fit: 11.99997
      Residual Deg. of Freedom: 21.00003
                           at cycle: 12
Global Deviance:    200.7697
      AIC:            224.7697
      SBC:            242.7277
*****
```

e26. f<-

```

gamlss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=1),data=dbdbaru1,family=NBII,sigma.formula=~1)
GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 250.0892
GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 238.6153
GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 229.3449
GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 225.6665
GAMLSS-RS iteration 5: Global Deviance = 225.1672
GAMLSS-RS iteration 6: Global Deviance = 225.1268
GAMLSS-RS iteration 7: Global Deviance = 225.1224
GAMLSS-RS iteration 8: Global Deviance = 225.1219
*****
*****
```

```

Family: c("NBII", "Negative Binomial type II")
Call: gammLSS(formula = y ~ x1 + x2 + x4 + ps(x3, df = 1),
sigma.formula = ~1, family = NBII, data = dbdbaru1)
Fitting method: RS()
-----
-----
Mu link function: log
Mu Coefficients:
Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -1.419e+00 8.984e-01 -1.579 0.12636
x1           4.803e-05 7.229e-05  0.664 0.51232
x2           3.110e-02 9.579e-03  3.247 0.00321 **
x4           2.791e-03 5.597e-04  4.986 3.5e-05 ***
ps(x3, df = 1) 8.308e-03 6.972e-03  1.192 0.24417
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ''
1
-----
-----
Sigma link function: log
Sigma Coefficients:
Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 1.8932      0.3397  5.573 7.5e-06 ***
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ''
1
-----
-----
NOTE: Additive smoothing terms exist in the formulas:
i) Std. Error for smoothers are for the linear effect only.
ii) Std. Error for the linear terms maybe are not accurate.
-----
No. of observations in the fit: 33
Degrees of Freedom for the fit: 7.039808
Residual Deg. of Freedom: 25.96019
at cycle: 8
Global Deviance: 225.1219
AIC: 239.2015
SBC: 249.7366
*****
```

e27. f1<-

```
gammLSS(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=1),data=dbdbaru1,family=NBII,sigma.formula=~x1)
GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 248.8976
GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 235.4003
GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 225.8657
GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 222.5063
GAMLSS-RS iteration 5: Global Deviance = 221.8537
GAMLSS-RS iteration 6: Global Deviance = 221.7631
GAMLSS-RS iteration 7: Global Deviance = 221.7504
GAMLSS-RS iteration 8: Global Deviance = 221.7454
```

```

GAMLSS-RS iteration 9: Global Deviance = 221.7465
GAMLSS-RS iteration 10: Global Deviance = 221.7436
GAMLSS-RS iteration 11: Global Deviance = 221.7473
GAMLSS-RS iteration 12: Global Deviance = 221.7435
GAMLSS-RS iteration 13: Global Deviance = 221.7472
GAMLSS-RS iteration 14: Global Deviance = 221.7461
GAMLSS-RS iteration 15: Global Deviance = 221.7433
GAMLSS-RS iteration 16: Global Deviance = 221.7463
GAMLSS-RS iteration 17: Global Deviance = 221.7437
GAMLSS-RS iteration 18: Global Deviance = 221.7485
GAMLSS-RS iteration 19: Global Deviance = 221.7415
GAMLSS-RS iteration 20: Global Deviance = 221.7433
*****
*****
Family: c("NBII", "Negative Binomial type II")
Call: gamlss(formula = y ~ x1 + x2 + x4 + ps(x3, df = 1),
sigma.formula = ~x1, family = NBII, data = dbdbarul)
Fitting method: RS()
-----
-----
Mu link function: log
Mu Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -1.741e+00 8.110e-01 -2.147 0.041730 *
x1           6.075e-05 4.426e-08 1372.617 < 2e-16 ***
x2           3.232e-02 8.371e-03   3.860 0.000711 ***
x4           2.594e-03 1.688e-04   15.362 3.18e-14 ***
ps(x3, df = 1) 1.499e-02 4.016e-03   3.734 0.000980 ***
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ''
1
-----
-----
Sigma link function: log
Sigma Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 2.304e+00 3.548e-01   6.494 8.50e-07 ***
x1          -4.148e-04 4.589e-05  -9.038 2.41e-09 ***
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ''
1
-----
-----
NOTE: Additive smoothing terms exist in the formulas:
i) Std. Error for smoothers are for the linear effect only.
ii) Std. Error for the linear terms maybe are not accurate.
-----
No. of observations in the fit: 33
Degrees of Freedom for the fit: 8.053088
Residual Deg. of Freedom: 24.94691

```

```

at cycle: 20
Global Deviance: 221.7433
AIC: 237.8495
SBC: 249.901
-----
e28. f2<-
gamlss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=1),data=dbdbaru1,family=NBII,sigma.formula=~x2)
GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 249.9599
GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 238.3356
GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 229.3734
GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 225.9591
GAMLSS-RS iteration 5: Global Deviance = 225.2542
GAMLSS-RS iteration 6: Global Deviance = 225.1358
GAMLSS-RS iteration 7: Global Deviance = 225.117
GAMLSS-RS iteration 8: Global Deviance = 225.1154
GAMLSS-RS iteration 9: Global Deviance = 225.1132
GAMLSS-RS iteration 10: Global Deviance = 225.1139
*****
*****  

Family: c("NBII", "Negative Binomial type II")
Call: gamlss(formula = y ~ x1 + x2 + x4 + ps(x3, df = 1),
sigma.formula = ~x2, family = NBII, data = dbdbaru1)
Fitting method: RS()
-----
-----
Mu link function: log
Mu Coefficients:


|                | Estimate   | Std. Error | t value | Pr(> t )     |
|----------------|------------|------------|---------|--------------|
| (Intercept)    | -1.386e+00 | 1.019e+00  | -1.359  | 0.18620      |
| x1             | 5.336e-05  | 7.035e-05  | 0.759   | 0.45524      |
| x2             | 3.086e-02  | 1.089e-02  | 2.835   | 0.00895 **   |
| x4             | 2.783e-03  | 5.482e-04  | 5.077   | 3.07e-05 *** |
| ps(x3, df = 1) | 8.431e-03  | 6.890e-03  | 1.224   | 0.23254      |


---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '
1
-----
-----
Sigma link function: log
Sigma Coefficients:


|             | Estimate  | Std. Error | t value | Pr(> t ) |
|-------------|-----------|------------|---------|----------|
| (Intercept) | 2.035288  | 1.669484   | 1.219   | 0.234    |
| x2          | -0.001607 | 0.018078   | -0.089  | 0.930    |


---
NOTE: Additive smoothing terms exist in the formulas:
i) Std. Error for smoothers are for the linear effect only.
ii) Std. Error for the linear terms maybe are not accurate.
-----
No. of observations in the fit: 33

```

```
Degrees of Freedom for the fit: 8.039708
Residual Deg. of Freedom: 24.96029
at cycle: 10
Global Deviance: 225.1139
AIC: 241.1933
SBC: 253.2248
```

e29. f3<-

```
gamlss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=1),data=dbdbaru1,family=NBII,sigma.formula=~x3)
GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 250.0004
GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 238.0542
GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 227.6764
GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 223.6953
GAMLSS-RS iteration 5: Global Deviance = 223.3477
GAMLSS-RS iteration 6: Global Deviance = 223.3347
GAMLSS-RS iteration 7: Global Deviance = 223.3338
*****
*****
Family: c("NBII", "Negative Binomial type II")
Call: gamlss(formula = y ~ x1 + x2 + x4 + ps(x3, df = 1),
sigma.formula = ~x3, family = NBII, data = dbdbaru1)
Fitting method: RS()
-----
Mu link function: log
Mu Coefficients:


|                | Estimate   | Std. Error | t value  | Pr(> t )     |
|----------------|------------|------------|----------|--------------|
| (Intercept)    | -1.639e+00 | 8.507e-01  | -1.926   | 0.065520 .   |
| x1             | 7.287e-05  | 2.507e-08  | 2906.369 | < 2e-16 ***  |
| x2             | 3.462e-02  | 8.342e-03  | 4.150    | 0.000337 *** |
| x4             | 2.387e-03  | 1.970e-04  | 12.118   | 5.96e-12 *** |
| ps(x3, df = 1) | 9.917e-03  | 8.200e-03  | 1.209    | 0.237887     |


---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '
1
-----
Sigma link function: log
Sigma Coefficients:


|             | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t ) |
|-------------|----------|------------|---------|----------|
| (Intercept) | -1.03166 | 0.93512    | -1.103  | 0.2804   |
| x3          | 0.05358  | 0.02166    | 2.474   | 0.0205 * |


---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '
1
-----
NOTE: Additive smoothing terms exist in the formulas:
i) Std. Error for smoothers are for the linear effect only.
ii) Std. Error for the linear terms maybe are not accurate.
```

```
-----
-----  

No. of observations in the fit: 33  

Degrees of Freedom for the fit: 8.042424  

Residual Deg. of Freedom: 24.95758  

at cycle: 7  

Global Deviance: 223.3338  

AIC: 239.4187  

SBC: 251.4542
```

e30. f4<-

```
gamlss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=1),data=dbdbaru1,family=NBII,sigma.formula=~x4)  

GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 248.7086  

GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 235.0505  

GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 225.4312  

GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 222.0456  

GAMLSS-RS iteration 5: Global Deviance = 221.5406  

GAMLSS-RS iteration 6: Global Deviance = 221.4176  

GAMLSS-RS iteration 7: Global Deviance = 221.3971  

GAMLSS-RS iteration 8: Global Deviance = 221.3916  

GAMLSS-RS iteration 9: Global Deviance = 221.3899  

GAMLSS-RS iteration 10: Global Deviance = 221.389  

*****  

*****  

Family: c("NBII", "Negative Binomial type II")  

Call: gamlss(formula = y ~ x1 + x2 + x4 + ps(x3, df = 1),  

sigma.formula = ~x4, family = NBII, data = dbdbaru1)  

Fitting method: RS()  

-----  

-----  

Mu link function: log  

Mu Coefficients:  


|                | Estimate   | Std. Error | t value | Pr(> t )     |
|----------------|------------|------------|---------|--------------|
| (Intercept)    | -1.912e+00 | 8.750e-01  | -2.185  | 0.038486 *   |
| x1             | 5.346e-05  | 5.362e-08  | 997.115 | < 2e-16 ***  |
| x2             | 3.596e-02  | 8.901e-03  | 4.040   | 0.000449 *** |
| x4             | 2.574e-03  | 1.596e-04  | 16.130  | 1.04e-14 *** |
| ps(x3, df = 1) | 1.299e-02  | 3.864e-03  | 3.361   | 0.002504 **  |

---  

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ''  

1  

-----  

-----  

Sigma link function: log  

Sigma Coefficients:  


|             | Estimate   | Std. Error | t value | Pr(> t )     |
|-------------|------------|------------|---------|--------------|
| (Intercept) | 2.9207200  | 0.4191225  | 6.969   | 2.67e-07 *** |
| x4          | -0.0037352 | 0.0001723  | -21.672 | < 2e-16 ***  |

---  

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ''  

1
```


NOTE: Additive smoothing terms exist in the formulas:
i) Std. Error for smoothers are for the linear effect only.
ii) Std. Error for the linear terms maybe are not accurate.

No. of observations in the fit: 33
Degrees of Freedom for the fit: 8.040386
Residual Deg. of Freedom: 24.95961
at cycle: 10
Global Deviance: 221.389
AIC: 237.4698
SBC: 249.5023

e31. g<-

```
gamlss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=2),data=dbdbaru1,family=NBII,sigma.formula=~1)
GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 247.2132
GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 233.9659
GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 221.7291
GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 217.7269
GAMLSS-RS iteration 5: Global Deviance = 217.7061
GAMLSS-RS iteration 6: Global Deviance = 217.7401
GAMLSS-RS iteration 7: Global Deviance = 217.7543
GAMLSS-RS iteration 8: Global Deviance = 217.7448
GAMLSS-RS iteration 9: Global Deviance = 217.7495
GAMLSS-RS iteration 10: Global Deviance = 217.7585
GAMLSS-RS iteration 11: Global Deviance = 217.7365
GAMLSS-RS iteration 12: Global Deviance = 217.7483
GAMLSS-RS iteration 13: Global Deviance = 217.734
GAMLSS-RS iteration 14: Global Deviance = 217.7503
GAMLSS-RS iteration 15: Global Deviance = 217.7516
GAMLSS-RS iteration 16: Global Deviance = 217.7583
GAMLSS-RS iteration 17: Global Deviance = 217.7462
GAMLSS-RS iteration 18: Global Deviance = 217.7586
GAMLSS-RS iteration 19: Global Deviance = 217.736
GAMLSS-RS iteration 20: Global Deviance = 217.7409
*****
*****
Family: c("NBII", "Negative Binomial type II")
Call: gamlss(formula = y ~ x1 + x2 + x4 + ps(x3, df = 2),
sigma.formula = ~1, family = NBII, data = dbdbaru1)
Fitting method: RS()
-----
```

Mu link function: log
Mu Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
(Intercept)	-6.743e+00	7.891e-01	-8.545	6.92e-09	***
x1	4.439e-05	6.238e-05	0.712	0.48330	
x2	2.951e-02	8.348e-03	3.535	0.00162	**

```

x4          2.527e-03  4.915e-04   5.142 2.59e-05 ***
ps(x3, df = 2) 1.235e-01  6.128e-03  20.149 < 2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '
1
-----
-----
Sigma link function: log
Sigma Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 1.6457     0.3525   4.669 8.79e-05 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '
1
-----
-----
NOTE: Additive smoothing terms exist in the formulas:
i) Std. Error for smoothers are for the linear effect only.
ii) Std. Error for the linear terms maybe are not accurate.
-----
No. of observations in the fit: 33
Degrees of Freedom for the fit: 8.00001
      Residual Deg. of Freedom: 24.99999
                           at cycle: 20
Global Deviance:    217.7409
      AIC:            233.7409
      SBC:            245.713
*****
```

e32. g1<-

```

gamlss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=2),data=dbdbaru1,family=NBII,sigma.formula=~x1)
GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 245.38
GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 225.3472
GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 215.3484
GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 212.9586
GAMLSS-RS iteration 5: Global Deviance = 212.4026
GAMLSS-RS iteration 6: Global Deviance = 212.4199
GAMLSS-RS iteration 7: Global Deviance = 212.4601
GAMLSS-RS iteration 8: Global Deviance = 212.4536
GAMLSS-RS iteration 9: Global Deviance = 212.4542
*****
*****
Family: c("NBII", "Negative Binomial type II")
Call: gamlss(formula = y ~ x1 + x2 + x4 + ps(x3, df = 2),
sigma.formula = ~x1, family = NBII, data = dbdbarul)
Fitting method: RS()
-----
-----
Mu link function: log
Mu Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
```

```

(Intercept) -2.051e+00 5.809e-01 -3.531 0.001706 ** 
x1           3.864e-05 3.300e-05  1.171 0.253216  
x2           2.808e-02 6.104e-03  4.600 0.000115 *** 
x4           2.299e-03 3.005e-04  7.650 6.91e-08 *** 
ps(x3, df = 2) 3.186e-02 3.394e-03  9.388 1.66e-09 *** 
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '
1
-----
Sigma link function: log
Sigma Coefficients:
Estimate Std. Error t value Pr(>|t|) 
(Intercept) 2.2520492 0.4554787 4.944 4.79e-05 *** 
x1          -0.0006722 0.0003725 -1.804 0.0837 . 
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '
1
-----
NOTE: Additive smoothing terms exist in the formulas:
i) Std. Error for smoothers are for the linear effect only.
ii) Std. Error for the linear terms maybe are not accurate.
-----
No. of observations in the fit: 33
Degrees of Freedom for the fit: 9.000002
Residual Deg. of Freedom: 24
at cycle: 9
Global Deviance: 212.4542
AIC: 230.4542
SBC: 243.9228
*****
```

e33. g2<-

```

gamlss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=2),data=dbdbaru1,family=NBII,sigma.formula=~x2)
GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 247.055
GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 232.8971
GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 221.4063
GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 218.0674
GAMLSS-RS iteration 5: Global Deviance = 217.7683
GAMLSS-RS iteration 6: Global Deviance = 217.7283
GAMLSS-RS iteration 7: Global Deviance = 217.7392
GAMLSS-RS iteration 8: Global Deviance = 217.7496
GAMLSS-RS iteration 9: Global Deviance = 217.7543
GAMLSS-RS iteration 10: Global Deviance = 217.7487
GAMLSS-RS iteration 11: Global Deviance = 217.7563
GAMLSS-RS iteration 12: Global Deviance = 217.7315
GAMLSS-RS iteration 13: Global Deviance = 217.7376
GAMLSS-RS iteration 14: Global Deviance = 217.7621
GAMLSS-RS iteration 15: Global Deviance = 217.7564
GAMLSS-RS iteration 16: Global Deviance = 217.7571
```

```
*****
Family: c("NBII", "Negative Binomial type II")
Call: gamlss(formula = y ~ x1 + x2 + x4 + ps(x3, df = 2),
sigma.formula = ~x2, family = NBII, data = dbdbaru1)
Fitting method: RS()
-----
-----
Mu link function: log
Mu Coefficients:
Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -6.091e+00 8.836e-01 -6.893 3.96e-07 ***
x1           4.477e-05 2.261e-08 1980.262 < 2e-16 ***
x2           2.947e-02 9.202e-03   3.203 0.00382 **
x4           2.528e-03 1.846e-04   13.692 7.78e-13 ***
ps(x3, df = 2) 1.111e-01 5.818e-03   19.103 5.06e-16 ***
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '
1
-----
-----
Sigma link function: log
Sigma Coefficients:
Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 1.642e+00 1.785e+00  0.920 0.367
x2          4.357e-05 1.770e-02  0.002 0.998
-----
-----
NOTE: Additive smoothing terms exist in the formulas:
i) Std. Error for smoothers are for the linear effect only.
ii) Std. Error for the linear terms maybe are not accurate.
-----
No. of observations in the fit: 33
Degrees of Freedom for the fit: 8.999985
Residual Deg. of Freedom: 24.00001
at cycle: 16
Global Deviance: 217.7571
AIC: 235.7571
SBC: 249.2257
*****
```

e34. g3<-

```
gamlss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=2),data=dbdbaru1,family=NBII,sigma.formula=~x3)
GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 247.2122
GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 233.3264
GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 221.1352
GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 217.3571
GAMLSS-RS iteration 5: Global Deviance = 217.4228
GAMLSS-RS iteration 6: Global Deviance = 217.5114
GAMLSS-RS iteration 7: Global Deviance = 217.5279
```

```

GAMLSS-RS iteration 8: Global Deviance = 217.5289
GAMLSS-RS iteration 9: Global Deviance = 217.5341
GAMLSS-RS iteration 10: Global Deviance = 217.5425
GAMLSS-RS iteration 11: Global Deviance = 217.536
GAMLSS-RS iteration 12: Global Deviance = 217.5364
*****
*****
Family: c("NBII", "Negative Binomial type II")
Call: gamlss(formula = y ~ x1 + x2 + x4 + ps(x3, df = 2),
sigma.formula = ~x3, family = NBII, data = dbdbaru1)
Fitting method: RS()
-----
-----
Mu link function: log
Mu Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -5.863e+00 7.836e-01 -7.482 1.01e-07 ***
x1          4.968e-05 1.802e-08 2757.361 < 2e-16 ***
x2          3.147e-02 7.629e-03   4.125 0.000384 ***
x4          2.469e-03 1.836e-04  13.448 1.14e-12 ***
ps(x3, df = 2) 1.052e-01 7.034e-03  14.960 1.15e-13 ***
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '
1
-----
-----
Sigma link function: log
Sigma Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 0.07418    1.15027   0.064   0.949
x3          0.02924    0.02582   1.132   0.269
-----
-----
NOTE: Additive smoothing terms exist in the formulas:
i) Std. Error for smoothers are for the linear effect only.
ii) Std. Error for the linear terms maybe are not accurate.
-----
-----
No. of observations in the fit: 33
Degrees of Freedom for the fit: 8.999998
      Residual Deg. of Freedom: 24
                                at cycle: 12
Global Deviance:           217.5364
      AIC:                  235.5364
      SBC:                  249.005
*****  

e.35 g4<-  

gamlss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=2),data=dbdbaru1,family=NBII,sigma.formula=~x4)  

GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 245.1112  

GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 226.1811  

GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 232.6403  

The global deviance is increasing

```

Try different steps for the parameters or the model maybe inappropriate

e36. h<

```

gamlss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=3),data=dbdbaru1,family=NBII,sigma.formula=~1)
GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 246.9196
GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 232.7035
GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 219.0824
GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 214.2921
GAMLSS-RS iteration 5: Global Deviance = 214.1022
GAMLSS-RS iteration 6: Global Deviance = 213.6751
GAMLSS-RS iteration 7: Global Deviance = 214.2966
GAMLSS-RS iteration 8: Global Deviance = 214.3355
GAMLSS-RS iteration 9: Global Deviance = 214.1065
GAMLSS-RS iteration 10: Global Deviance = 214.6637
GAMLSS-RS iteration 11: Global Deviance = 213.7635
GAMLSS-RS iteration 12: Global Deviance = 214.5161
GAMLSS-RS iteration 13: Global Deviance = 214.1561
GAMLSS-RS iteration 14: Global Deviance = 213.8517
GAMLSS-RS iteration 15: Global Deviance = 214.2735
GAMLSS-RS iteration 16: Global Deviance = 214.2791
GAMLSS-RS iteration 17: Global Deviance = 214.0808
GAMLSS-RS iteration 18: Global Deviance = 213.5157
GAMLSS-RS iteration 19: Global Deviance = 213.5285
GAMLSS-RS iteration 20: Global Deviance = 213.6454
*****
***** Family: c("NBII", "Negative Binomial type II")
Call: gamlss(formula = y ~ x1 + x2 + x4 + ps(x3, df = 3),
sigma.formula = ~1, family = NBII, data = dbdbaru1)
Fitting method: RS()
-----
-----
Mu link function: log
Mu Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -1.568e+01 7.352e-01 -21.329 < 2e-16 ***
x1           3.980e-05 6.606e-05   0.602  0.55254
x2           2.874e-02 7.852e-03   3.660  0.00124 **
x4           2.322e-03 5.068e-04   4.583  0.00012 ***
ps(x3, df = 3) 3.101e-01 5.766e-03  53.778 < 2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '
1
-----
-----
Sigma link function: log
Sigma Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  1.4175     0.3751    3.779  0.00092 ***
---

```

```

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '
1
-----
-----
NOTE: Additive smoothing terms exist in the formulas:
  i) Std. Error for smoothers are for the linear effect only.
  ii) Std. Error for the linear terms maybe are not accurate.
-----
-----
No. of observations in the fit: 33
Degrees of Freedom for the fit: 9.000007
  Residual Deg. of Freedom: 23.99999
    at cycle: 20
Global Deviance: 213.6454
  AIC: 231.6454
  SBC: 245.114
*****
```

e37. h1<-

```

gamlss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=3),data=dbdbaru1,family=NBII,sigma.formula=~x1)
GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 245.0522
GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 226.3493
GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 212.6689
GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 209.8326
GAMLSS-RS iteration 5: Global Deviance = 209.1649
GAMLSS-RS iteration 6: Global Deviance = 209.2248
GAMLSS-RS iteration 7: Global Deviance = 209.1218
GAMLSS-RS iteration 8: Global Deviance = 209.0866
GAMLSS-RS iteration 9: Global Deviance = 222.386
Error in RS() : The global deviance is increasing
  Try different steps for the parameters or the model maybe
inappropriate
*****
```

e38. h2<-

```

gamlss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=3),data=dbdbaru1,family=NBII,sigma.formula=~x2)
GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 246.7895
GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 232.0566
GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 219.0582
GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 214.5921
GAMLSS-RS iteration 5: Global Deviance = 214.0704
GAMLSS-RS iteration 6: Global Deviance = 213.8575
GAMLSS-RS iteration 7: Global Deviance = 213.8481
GAMLSS-RS iteration 8: Global Deviance = 214.9613
GAMLSS-RS iteration 9: Global Deviance = 213.8075
GAMLSS-RS iteration 10: Global Deviance = 215.0481
GAMLSS-RS iteration 11: Global Deviance = 213.9945
GAMLSS-RS iteration 12: Global Deviance = 214.2713
GAMLSS-RS iteration 13: Global Deviance = 213.7858
GAMLSS-RS iteration 14: Global Deviance = 214.1424
GAMLSS-RS iteration 15: Global Deviance = 213.6398
GAMLSS-RS iteration 16: Global Deviance = 214.2981
```

```

GAMLSS-RS iteration 17: Global Deviance = 213.7218
GAMLSS-RS iteration 18: Global Deviance = 213.8589
GAMLSS-RS iteration 19: Global Deviance = 214.2222
GAMLSS-RS iteration 20: Global Deviance = 214.0566
*****
***** Family: c("NBII", "Negative Binomial type II")
Call: gamlss(formula = y ~ x1 + x2 + x4 + ps(x3, df = 3),
sigma.formula = ~x2, family = NBII, data = dbdbaru1)

Fitting method: RS()
-----
-----
Mu link function: log
Mu Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -4.169e+00 8.194e-01 -5.087 3.76e-05 ***
x1           6.667e-05 5.174e-08 1288.534 < 2e-16 ***
x2           2.893e-02 8.717e-03   3.318  0.003 **
x4           2.329e-03 1.680e-04   13.860 1.18e-12 ***
ps(x3, df = 3) 7.476e-02 4.006e-03   18.662 2.17e-15 ***
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '
1

-----
-----
Sigma link function: log
Sigma Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 1.578824 1.874979  0.842   0.408
x2          -0.001387 0.018576 -0.075   0.941

-----
-----
NOTE: Additive smoothing terms exist in the formulas:
i) Std. Error for smoothers are for the linear effect only.
ii) Std. Error for the linear terms maybe are not accurate.
-----
No. of observations in the fit: 33
Degrees of Freedom for the fit: 10.00001
    Residual Deg. of Freedom: 22.99999
        at cycle: 20
Global Deviance: 214.0566
      AIC: 234.0566
      SBC: 249.0217
*****
```

e39. h3<-

```
gamlss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=3),data=dbdbaru1,family=NBII,sigma.formula=~x3)
GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 246.9175
```

```

GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 232.486
GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 219.1621
GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 214.0603
GAMLSS-RS iteration 5: Global Deviance = 213.6993
GAMLSS-RS iteration 6: Global Deviance = 213.4991
GAMLSS-RS iteration 7: Global Deviance = 213.5494
GAMLSS-RS iteration 8: Global Deviance = 213.5562
GAMLSS-RS iteration 9: Global Deviance = 213.599
GAMLSS-RS iteration 10: Global Deviance = 213.7729
GAMLSS-RS iteration 11: Global Deviance = 214.008
GAMLSS-RS iteration 12: Global Deviance = 214.0104
GAMLSS-RS iteration 13: Global Deviance = 213.5934
GAMLSS-RS iteration 14: Global Deviance = 213.2807
GAMLSS-RS iteration 15: Global Deviance = 214.0586
GAMLSS-RS iteration 16: Global Deviance = 213.7068
GAMLSS-RS iteration 17: Global Deviance = 213.7156
GAMLSS-RS iteration 18: Global Deviance = 213.5699
GAMLSS-RS iteration 19: Global Deviance = 214.1689
GAMLSS-RS iteration 20: Global Deviance = 213.6912
*****
Family:  c("NBII", "Negative Binomial type II")
Call:  gamm(formula = y ~ x1 + x2 + x4 + ps(x3, df = 3),
sigma.formula = ~x3,      family = NBII, data = dbdbarul)

Fitting method: RS()
-----
-----
Mu link function:  log
Mu Coefficients:
             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -1.151e+01  9.350e-01 -12.307 4.17e-12 ***
x1           7.536e-05  1.218e-04   0.619 0.541785
x2           3.046e-02  7.370e-03   4.133 0.000352 ***
x4           2.296e-03  7.441e-04   3.085 0.004914 **
ps(x3, df = 3) 2.202e-01  1.411e-02  15.610 2.13e-14 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '
1
-----
-----
Sigma link function:  log
Sigma Coefficients:
             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  0.27778   1.76578   0.157   0.876
x3          0.02154   0.03118   0.691   0.495
---
-----
NOTE: Additive smoothing terms exist in the formulas:
i) Std. Error for smoothers are for the linear effect only.
ii) Std. Error for the linear terms may not be reliable.

```

```
-----
-----  

No. of observations in the fit: 33  

Degrees of Freedom for the fit: 10.00001  

      Residual Deg. of Freedom: 22.99999  

                           at cycle: 20  

Global Deviance: 213.6912  

      AIC: 233.6912  

      SBC: 248.6563
```

e40. h4<-

```
gamlss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=3),data=dbdbaru1,family=NBII,sigma.formula=~x4)  

GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 244.7844  

GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 223.6681  

GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 210.9139  

GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 207.6758  

GAMLSS-RS iteration 5: Global Deviance = 207.1518  

GAMLSS-RS iteration 6: Global Deviance = 206.9211  

GAMLSS-RS iteration 7: Global Deviance = 206.9555  

GAMLSS-RS iteration 8: Global Deviance = 207.0301  

GAMLSS-RS iteration 9: Global Deviance = 207.2727  

GAMLSS-RS iteration 10: Global Deviance = 207.1479  

GAMLSS-RS iteration 11: Global Deviance = 207.1659  

GAMLSS-RS iteration 12: Global Deviance = 207.4003  

GAMLSS-RS iteration 13: Global Deviance = 207.3311  

GAMLSS-RS iteration 14: Global Deviance = 208.1686  

GAMLSS-RS iteration 15: Global Deviance = 207.3915  

GAMLSS-RS iteration 16: Global Deviance = 207.3618  

GAMLSS-RS iteration 17: Global Deviance = 207.3494  

GAMLSS-RS iteration 18: Global Deviance = 207.2493  

GAMLSS-RS iteration 19: Global Deviance = 207.1863  

GAMLSS-RS iteration 20: Global Deviance = 207.1449  

*****  

*****  

Family: c("NBII", "Negative Binomial type II")  

Call: gamlss(formula = y ~ x1 + x2 + x4 + ps(x3, df = 3),  

sigma.formula = ~x4, family = NBII, data = dbdbaru1)  

Fitting method: RS()  

-----  

-----  

Mu link function: log  

Mu Coefficients:  


|                | Estimate   | Std. Error | t value | Pr(> t ) |     |
|----------------|------------|------------|---------|----------|-----|
| (Intercept)    | 1.845e+00  | 6.399e-01  | 2.883   | 0.008398 | **  |
| x1             | 4.414e-05  | 3.098e-05  | 1.425   | 0.167729 |     |
| x2             | 3.118e-02  | 7.397e-03  | 4.215   | 0.000329 | *** |
| x4             | 1.901e-03  | 3.262e-04  | 5.826   | 6.17e-06 | *** |
| ps(x3, df = 3) | -3.360e-02 | 3.391e-03  | -9.910  | 9.07e-10 | *** |

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

```
-----
-----  

Sigma link function: log  

Sigma Coefficients:  

            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)  

(Intercept) 3.244744   1.422785   2.281   0.0322 *  

x4         -0.007008   0.006257  -1.120   0.2743  

---  

Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 '  

1  

-----  

-----  

NOTE: Additive smoothing terms exist in the formulas:  

i) Std. Error for smoothers are for the linear effect only.  

ii) Std. Error for the linear terms maybe are not accurate.  

-----  

-----  

No. of observations in the fit: 33  

Degrees of Freedom for the fit: 10.00001  

    Residual Deg. of Freedom: 22.99999  

                at cycle: 20  

Global Deviance: 207.1449  

      AIC: 227.1449  

      SBC: 242.11
```

e41. i<-

```
gamlss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=4),data=dbdbaru1,family=NBI,formula=~1)  

GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 245.3709  

GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 230.4489  

GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 216.841  

GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 211.5542  

GAMLSS-RS iteration 5: Global Deviance = 650.6366  

Error in RS() : The global deviance is increasing  

  Try different steps for the parameters or the model maybe  

inappropriate
```

e42. i1<-

```
gamlss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=4),data=dbdbaru1,family=NBI,formula=~x1)  

GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 242.8991  

GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 222.8022  

GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 209.8946  

GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 296.8803  

Error in RS() : The global deviance is increasing  

  Try different steps for the parameters or the model maybe  

inappropriate
```

e43. i2<-

```
gamlss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=4),data=dbdbaru1,family=NBI,formula=~x2)  

GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 245.2012  

GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 229.9092
```

```

GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 216.3403
GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 211.9052
GAMLSS-RS iteration 5: Global Deviance = 211.2385
GAMLSS-RS iteration 6: Global Deviance = 211.2074
GAMLSS-RS iteration 7: Global Deviance = 211.1748
GAMLSS-RS iteration 8: Global Deviance = 211.3368
GAMLSS-RS iteration 9: Global Deviance = 211.1595
GAMLSS-RS iteration 10: Global Deviance = 211.1684
GAMLSS-RS iteration 11: Global Deviance = 211.1769
GAMLSS-RS iteration 12: Global Deviance = 211.159
GAMLSS-RS iteration 13: Global Deviance = 211.1537
GAMLSS-RS iteration 14: Global Deviance = 211.1599
GAMLSS-RS iteration 15: Global Deviance = 211.1699
GAMLSS-RS iteration 16: Global Deviance = 211.2221
GAMLSS-RS iteration 17: Global Deviance = 211.1524
GAMLSS-RS iteration 18: Global Deviance = 211.1462
GAMLSS-RS iteration 19: Global Deviance = 211.1275
GAMLSS-RS iteration 20: Global Deviance = 211.1353
*****
*****
Family: c("NBII", "Negative Binomial type II")
Call: gammss(formula = y ~ x1 + x2 + x4 + ps(x3, df = 4),
sigma.formula = ~x2, family = NBII, data = dbdbaru1)
Fitting method: RS()
-----
-----
Mu link function: log
Mu Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 2.741e+00 8.438e-01   3.248 0.00369 **
x1          4.978e-05 2.129e-08 2337.928 < 2e-16 ***
x2          2.742e-02 8.541e-03    3.210 0.00403 **
x4          2.363e-03 1.724e-04   13.703 2.98e-12 ***
ps(x3, df = 4) -4.313e-02 6.631e-03   -6.505 1.53e-06 ***
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '
1
-----
-----
Sigma link function: log
Sigma Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 1.810554  1.804926   1.003   0.327
x2         -0.006109  0.017885  -0.342   0.736
---
NOTE: Additive smoothing terms exist in the formulas:
i) Std. Error for smoothers are for the linear effect only.
ii) Std. Error for the linear terms maybe are not accurate.
-----
-----
```

```
No. of observations in the fit: 33
Degrees of Freedom for the fit: 10.99998
Residual Deg. of Freedom: 22.00002
at cycle: 20
Global Deviance: 211.1353
AIC: 233.1353
SBC: 249.5968
```

e44. i3<-

```
gamlss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=4),data=dbdbaru1,family=NBII,sigma.formula=~x3)
GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 245.3702
GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 230.6067
GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 216.3253
GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 211.0973
GAMLSS-RS iteration 5: Global Deviance = 210.808
GAMLSS-RS iteration 6: Global Deviance = 210.6906
GAMLSS-RS iteration 7: Global Deviance = 210.5763
GAMLSS-RS iteration 8: Global Deviance = 210.6429
GAMLSS-RS iteration 9: Global Deviance = 210.6892
GAMLSS-RS iteration 10: Global Deviance = 210.6789
GAMLSS-RS iteration 11: Global Deviance = 210.6898
GAMLSS-RS iteration 12: Global Deviance = 210.6942
GAMLSS-RS iteration 13: Global Deviance = 210.686
GAMLSS-RS iteration 14: Global Deviance = 210.7479
GAMLSS-RS iteration 15: Global Deviance = 210.9313
GAMLSS-RS iteration 16: Global Deviance = 210.7192
GAMLSS-RS iteration 17: Global Deviance = 210.6505
GAMLSS-RS iteration 18: Global Deviance = 210.6097
GAMLSS-RS iteration 19: Global Deviance = 210.5745
GAMLSS-RS iteration 20: Global Deviance = 210.5614
*****
*****
Family: c("NBII", "Negative Binomial type II")
Call: gamlss(formula = y ~ x1 + x2 + x4 + ps(x3, df = 4),
sigma.formula = ~x3, family = NBII, data = dbdbarul)
Fitting method: RS()
-----
-----
Mu link function: log
Mu Coefficients:
Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 1.625e+00 1.342e+00 1.211 0.238808
x1 1.433e-04 6.674e-05 2.146 0.043125 *
x2 3.097e-02 7.168e-03 4.321 0.000276 ***
x4 2.249e-03 4.709e-04 4.777 9.06e-05 ***
ps(x3, df = 4) -3.597e-02 2.064e-02 -1.743 0.095262 .
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '
1
-----
```

```

Sigma link function: log
Sigma Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -0.39511   10.55105  -0.037   0.970
x3          0.03015    0.14394   0.209   0.836
-----
-----
NOTE: Additive smoothing terms exist in the formulas:
  i) Std. Error for smoothers are for the linear effect only.
  ii) Std. Error for the linear terms maybe are not accurate.
-----
-----
No. of observations in the fit: 33
Degrees of Freedom for the fit: 10.99999
      Residual Deg. of Freedom: 22.00001
                           at cycle: 20
Global Deviance: 210.5614
      AIC: 232.5614
      SBC: 249.023
*****
```

e45. i4<-

```

gamlss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=4),data=dbdbaru1,family=NBII,sigma.formula=~x4)
GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 242.6776
GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 222.9186
GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 207.5286
GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 203.6017
GAMLSS-RS iteration 5: Global Deviance = 202.9711
GAMLSS-RS iteration 6: Global Deviance = 202.5103
GAMLSS-RS iteration 7: Global Deviance = 202.5859
GAMLSS-RS iteration 8: Global Deviance = 202.5772
GAMLSS-RS iteration 9: Global Deviance = 202.6055
GAMLSS-RS iteration 10: Global Deviance = 202.9001
GAMLSS-RS iteration 11: Global Deviance = 202.6329
GAMLSS-RS iteration 12: Global Deviance = 202.8275
GAMLSS-RS iteration 13: Global Deviance = 202.6473
GAMLSS-RS iteration 14: Global Deviance = 203.4548
GAMLSS-RS iteration 15: Global Deviance = 203.4997
GAMLSS-RS iteration 16: Global Deviance = 202.5202
GAMLSS-RS iteration 17: Global Deviance = 203.0439
GAMLSS-RS iteration 18: Global Deviance = 202.9513
GAMLSS-RS iteration 19: Global Deviance = 202.7015
GAMLSS-RS iteration 20: Global Deviance = 202.6094
*****
*****
Family: c("NBII", "Negative Binomial type II")
Call: gamlss(formula = y ~ x1 + x2 + x4 + ps(x3, df = 4),
sigma.formula = ~x4, family = NBII, data = dbdbaru1)
Fitting method: RS()
```

```

Mu link function: log
Mu Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -6.696e+00 5.252e-01 -12.750 1.23e-11 ***
x1           7.277e-05 8.804e-08 826.620 < 2e-16 ***
x2           3.084e-02 5.885e-03   5.241 2.95e-05 ***
x4           1.613e-03 1.727e-04   9.343 4.10e-09 ***
ps(x3, df = 4) 1.393e-01 3.946e-03 35.316 < 2e-16 ***
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '
1
-----
Sigma link function: log
Sigma Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 4.070068 1.599705 2.544 0.0185 *
x4          -0.012298 0.008652 -1.421 0.1692
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '
1
-----
NOTE: Additive smoothing terms exist in the formulas:
i) Std. Error for smoothers are for the linear effect only.
ii) Std. Error for the linear terms maybe are not accurate.
-----
No. of observations in the fit: 33
Degrees of Freedom for the fit: 11.00001
      Residual Deg. of Freedom: 21.99999
                           at cycle: 20
Global Deviance:    202.6094
      AIC:        224.6094
      SBC:        241.071
*****
```

e46. j<-

```

gamlss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=5),data=dbdbaru1,family=NBII,sigma.formula=~1)
GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 244.2874
GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 229.3186
GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 214.9494
GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 209.3517
GAMLSS-RS iteration 5: Global Deviance = 209.2326
GAMLSS-RS iteration 6: Global Deviance = 209.3128
GAMLSS-RS iteration 7: Global Deviance = 209.373
GAMLSS-RS iteration 8: Global Deviance = 209.4584
GAMLSS-RS iteration 9: Global Deviance = 209.4172
GAMLSS-RS iteration 10: Global Deviance = 209.4658
GAMLSS-RS iteration 11: Global Deviance = 209.4278
GAMLSS-RS iteration 12: Global Deviance = 209.4637
```

```

GAMLSS-RS iteration 13: Global Deviance = 209.4185
GAMLSS-RS iteration 14: Global Deviance = 209.4568
GAMLSS-RS iteration 15: Global Deviance = 209.4304
GAMLSS-RS iteration 16: Global Deviance = 209.4281
GAMLSS-RS iteration 17: Global Deviance = 209.4293
GAMLSS-RS iteration 18: Global Deviance = 209.468
GAMLSS-RS iteration 19: Global Deviance = 209.425
GAMLSS-RS iteration 20: Global Deviance = 209.427
*****
*****
Family: c("NBII", "Negative Binomial type II")

Call: gamm(formula = y ~ x1 + x2 + x4 + ps(x3, df = 5),
sigma.formula = ~1, family = NBII, data = dbdbaru1)
Fitting method: RS()
-----
-----
Mu link function: log
Mu Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 1.3778066 0.9099688 1.514 0.143616
x1          0.0001139 0.0001327 0.858 0.399585
x2          0.0281235 0.0069997 4.018 0.000538 ***
x4          0.0023058 0.0007482 3.082 0.005270 **
ps(x3, df = 5) -0.0320663 0.0142844 -2.245 0.034691 *
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ''
1
-----
-----
Sigma link function: log
Sigma Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 1.1713      0.2426   4.829 3.27e-05 ***
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ''
1
-----
-----
NOTE: Additive smoothing terms exist in the formulas:
i) Std. Error for smoothers are for the linear effect only.
ii) Std. Error for the linear terms may not be reliable.
-----
-----
No. of observations in the fit: 33
Degrees of Freedom for the fit: 10.99999
    Residual Deg. of Freedom: 22.00001
                           at cycle: 20
Global Deviance:        209.427
AIC:                  231.427

```

SBC: 247.8886

e47.j1<-

```
gamlss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=5),data=dbdbaru1,family=NBII,sigma.formula=~x1)
GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 242.2751
GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 221.0392
GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 208.0967
GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 204.6202
GAMLSS-RS iteration 5: Global Deviance = 204.1675
GAMLSS-RS iteration 6: Global Deviance = 342.2285
Error in RS() : The global deviance is increasing
Try different steps for the parameters or the model maybe
inappropriate
```

e48.j2<-

```
gamlss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=5),data=dbdbaru1,family=NBII,sigma.formula=~x2)
GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 244.1663
GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 229.1324
GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 215.2637
GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 209.551
GAMLSS-RS iteration 5: Global Deviance = 209.237
GAMLSS-RS iteration 6: Global Deviance = 209.2816
GAMLSS-RS iteration 7: Global Deviance = 209.2823
*****
*****
```

Family: c("NBII", "Negative Binomial type II")
 Call: gamlss(formula = y ~ x1 + x2 + x4 + ps(x3, df = 5), sigma.formula = ~x2, family = NBII, data = dbdbaru1)
 Fitting method: RS()

Mu link function: log
 Mu Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
(Intercept)	7.399e+00	8.202e-01	9.021	1.14e-08	***
x1	1.017e-04	5.691e-08	1786.536	< 2e-16	***
x2	2.668e-02	8.571e-03	3.113	0.00526	**
x4	2.401e-03	1.530e-04	15.695	4.48e-13	***
ps(x3, df = 5)	-1.384e-01	4.521e-03	-30.612	< 2e-16	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '

1

Sigma link function: log
 Sigma Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
(Intercept)	1.934935	1.843577	1.050	0.306	
x2	-0.008627	0.018261	-0.472	0.641	

NOTE: Additive smoothing terms exist in the formulas:
i) Std. Error for smoothers are for the linear effect only.
ii) Std. Error for the linear terms maybe are not accurate.

No. of observations in the fit: 33
Degrees of Freedom for the fit: 12.00001
Residual Deg. of Freedom: 20.99999
at cycle: 7
Global Deviance: 209.2823
AIC: 233.2823
SBC: 251.2404

e49.j3<-

```
gamlss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=5),data=dbdbaru1,family=NBII,sigma.formula=~x3)
GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 244.2818
GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 229.2105
GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 214.6107
GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 208.7718
GAMLSS-RS iteration 5: Global Deviance = 208.5694
GAMLSS-RS iteration 6: Global Deviance = 208.6262
GAMLSS-RS iteration 7: Global Deviance = 208.6382
GAMLSS-RS iteration 8: Global Deviance = 209.0352
GAMLSS-RS iteration 9: Global Deviance = 208.6267
GAMLSS-RS iteration 10: Global Deviance = 208.6319
GAMLSS-RS iteration 11: Global Deviance = 208.6384
GAMLSS-RS iteration 12: Global Deviance = 208.6314
GAMLSS-RS iteration 13: Global Deviance = 208.6211
GAMLSS-RS iteration 14: Global Deviance = 208.8195
GAMLSS-RS iteration 15: Global Deviance = 208.7755
GAMLSS-RS iteration 16: Global Deviance = 208.6365
GAMLSS-RS iteration 17: Global Deviance = 208.7146
GAMLSS-RS iteration 18: Global Deviance = 208.8925
GAMLSS-RS iteration 19: Global Deviance = 208.6364
GAMLSS-RS iteration 20: Global Deviance = 208.6419
*****
*****
```

```
Family: c("NBII", "Negative Binomial type II")
Call: gamlss(formula = y ~ x1 + x2 + x4 + ps(x3, df = 5),
sigma.formula = ~x3, family = NBII, data = dbdbaru1)
Fitting method: RS()
```


Mu link function: log
Mu Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
(Intercept)	4.2304150	0.8662388	4.884	6.23e-05	***
x1	0.0001544	0.0001216	1.270	0.21688	
x2	0.0308907	0.0064072	4.821	7.27e-05	***

```

x4          0.0022998  0.0007530   3.054  0.00563  **
ps(x3, df = 5) -0.0943213  0.0141294  -6.676 8.25e-07 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '
1
-----
Sigma link function: log
Sigma Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -0.71774    1.95140  -0.368    0.716
x3          0.03421    0.03514   0.973    0.338
-----
NOTE: Additive smoothing terms exist in the formulas:
i) Std. Error for smoothers are for the linear effect only.
ii) Std. Error for the linear terms may not be reliable.
-----
No. of observations in the fit: 33
Degrees of Freedom for the fit: 12
      Residual Deg. of Freedom: 21
                           at cycle: 20
Global Deviance:        208.6419
      AIC:             232.6419
      SBC:             250.6
*****
```

e50.j4<-

```
gamlss(y~x1+x2+x4+ps(x3,df=5),data=dbdbaru1,family=NBII,sigma.formula=~x4)
GAMLSS-RS iteration 1: Global Deviance = 242.2043
GAMLSS-RS iteration 2: Global Deviance = 222.2663
GAMLSS-RS iteration 3: Global Deviance = 205.2754
GAMLSS-RS iteration 4: Global Deviance = 593.4204
Error in RS() : The global deviance is increasing
Try different steps for the parameters or the model maybe
inappropriate
*****
```