

3100001013136

## TUGAS AKHIR

PENYESUAIAN MODEL REGRESI LOGISTIK DAN  
MODEL REGRESI LOGISTIK YANG DIHALUSKAN  
PADA ANALISA PROGNOSI PENDERITA  
DEMAM BERDARAH DENGUE



Rsst  
SID. 536  
Suj  
P-1  
2001

Oleh :

IRWAN SUJATMIKO

1395.100.014

JURUSAN STATISTIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA  
2001

ny 30.000

6/2/2001

H

# TUGAS AKHIR

PENYESUAIAN MODEL REGRESI LOGISTIK DAN  
MODEL REGRESI LOGISTIK YANG DIHALUSKAN  
PADA ANALISA PROGNOSE PENDERITA  
DEMAM BERDARAH DENGUE

Diajukan Sebagai  
Syarat Kelulusan di Jurusan Statistika  
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember  
Surabaya

Oleh :

IRWAN SUJATMIKO

1395.100.014

JURUSAN STATISTIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA  
2001

Lembar Pengesahan

**PENYESUAIAN MODEL REGRESI LOGISTIK DAN  
MODEL REGRESI LOGISTIK YANG DIHALUSKAN  
PADA ANALISA PROGNOSI PENDERITA  
DEMAM BERDARAH DENGUE**

Oleh :

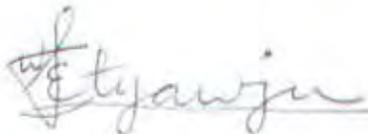
**IRWAN SUJATMIKO**  
NRP. 1395.100.014

Surabaya, Januari 2001

Menyetujui,

Dosen Pembimbing

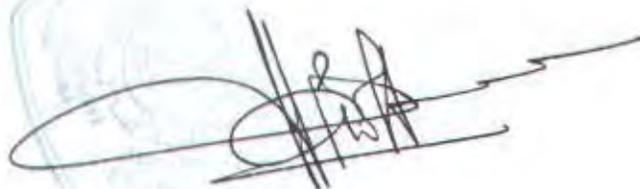
Co. Pembimbing



**Dra. Wiwiek Setya Winahju, MS.**  
NIP. 131 283 375

**Prof. Dr. H. Soegeng Soegijanto, dr., SpAk., DTMH.**  
NIP. 140 047 022

Mengetahui,  
Ketua Jurusan Statistika  
FMIPA - ITS

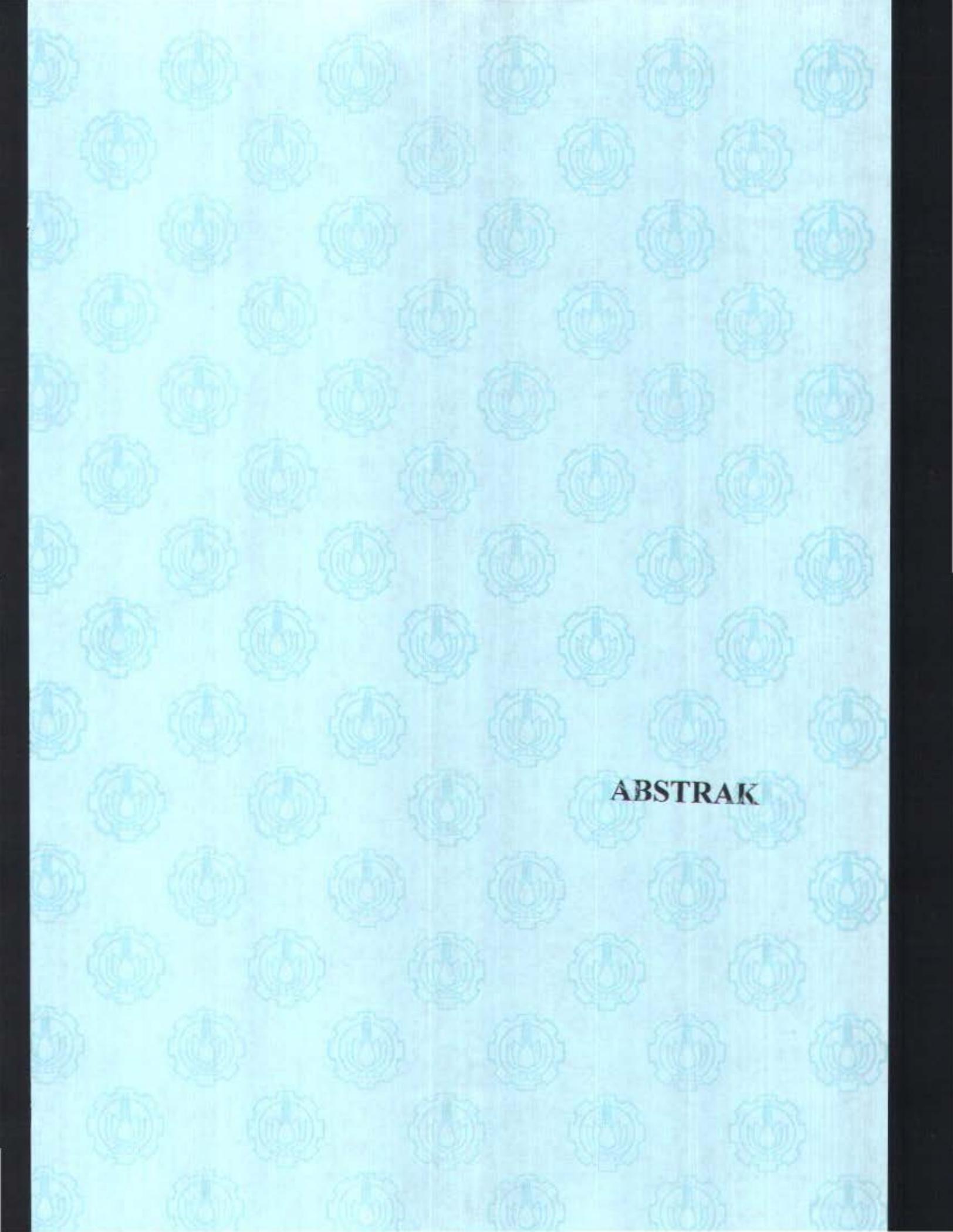


**Dra. Nur Iriawan, M.Ikom., Ph.D.**  
NIP. 131 782 011

**"Ya Allah, limpahkanlah shalawat dan salam kepada  
junjungan kami, Nabi Muhammad"**

**Persembahan  
Dengan segala hormat kepada kedua orang tuaku  
Ku bersimpuh di kakimu**

***Saudaraku yang kucintai dan kusayangi:*  
Adi Sutejo  
Esti Budiarti  
Setiono Wahyudi  
*Serta Kekasih Hatiku:*  
Rika Widasari**



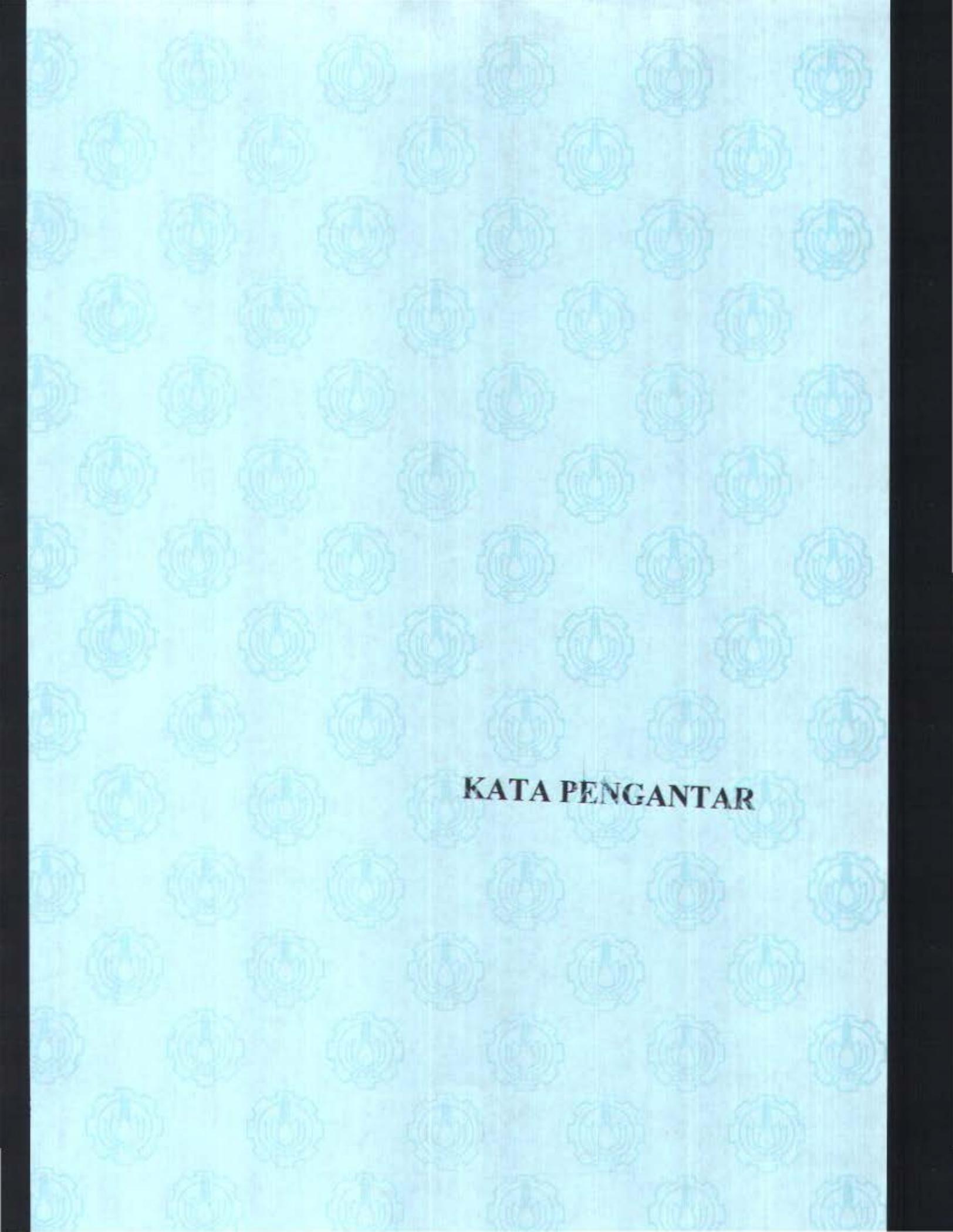
**ABSTRAK**

## ABSTRAK

Jika hubungan antara logit mean respon dengan prediktornya jauh dari bentuk linear maka perlu dipertimbangkan bahwa penyesuaian model dengan menggunakan prediktor model linear masih belum tepat. Sehingga tidak dapat meringkas dengan tetap seperti garis lurus, karena hal tersebut dapat menyebabkan jumlah kuadrat residual yang semakin besar dan ketepatan model dengan data menjadi jauh.

Demam berdarah dengue merupakan suatu penyakit yang masih menjadi masalah kesehatan masyarakat karena morbiditasnya tinggi dan bila penderita datang berobat dalam keadaan syok (renjatan) mempunyai resiko kegawatan yang tinggi dan akibatnya mortalitasnya tinggi. Keterlambatan penanganan terhadap penderita demam berdarah dengue dapat menyebabkan penyakit ini menjadi gawat. Kegawatan terjadi karena kebocoran plasma keluar dari saluran pembuluh darah menuju ke jaringan tubuh disekitarnya terutama yang beronggga. Hasil penelitian di Rumah Sakit menunjukkan bahwa terdapat beberapa kasus penderita demam berdarah dengue ringan dapat berubah keadaan klinisnya menjadi gawat, terutama penderita yang datang dengan menunjukkan manifestasi klinis kesadaran yang menurun, panas yang tinggi, kejang dan beraknya berwarna hitam. Pada penelitian ini akan dilakukan penyesuaian analisis faktor-faktor prognostik demam berdarah dengue dengan menggunakan regresi logistik. Dilanjutkan dengan menerapkan penggunaan regresi logistik additive dengan penaksiran fungsi penghalusan dengan menggunakan penghalus kubik spline (*cubic spline smoothers*). Dari kedua metoda tersebut akan menjelaskan kelebihan regresi logistik dengan penghalusan kubik spline.

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa regresi logistik setiap keterlambatan penderita yang ingin mendapatkan perawatan di rumah sakit sebesar satu unit hari maka resiko untuk menjadi status kegawatan berat naik sebesar 1,4 kali. Sedangkan pada regresi logistik additive, variabel yang signifikan nonlinear nonparametrik variabel umur, ternyata penderita yang berumur kurang dari 4 tahun memiliki kecenderungan untuk mengalami peningkatan resiko secara cepat dan menjadi gawat.



**KATA PENGANTAR**

## KATA PENGANTAR

Segala puji hanya kepada Allah SWT yang telah mengajari hamba-Nya dari sesuatu yang tidak diketahuinya. Shalawat dan salam kepada junjungan kita kanjeng Nabi Muhammad SAW sebagai rosul Allah yang diutus ke dunia untuk membawa rahmat seluruh alam semesta.

Syukur Alhamdulillah penulis sampaikan ke haribaan Allah SWT atas segala limpahan rahmat dan hidayah-Nya sehingga laporan tugas akhir dengan judul *“Penyesuaian Model Regresi Logistik Dengan Model Regresi Logistik yang Dihaluskan Pada Analisa Prognosi Penderita Demam Berdarah Dengue”* yang diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana pada Jurusan Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam – Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya dapat terselesaikan dan penulis dapat secepatnya terbebas dari kampus ini. Dengan terselesaikannya Tugas Akhir ini, penulis sampaikan terima kasih sebesar-besarnya kepada:

1. Dra. Wiwiek Setya Winahju, M.S
2. Prof. Dr. H. Soegeng Soegijanto, dr, SpAK, DTMH

yang telah membimbing dalam penyusunan Tugas Akhir ini.

Penulis menyadari sepenuhnya bahwa hasil penulisan tugas akhir ini masih jauh dari sempurna, mengingat keterbatasan kemampuan dan pengetahuan yang penulis miliki. Saran dan kritik membangun sangat diharapkan untuk lebih menyempurnakannya dan semoga hasil penelitian ini dapat memberikan manfaat, Amiin.

Surabaya, Januari 2001

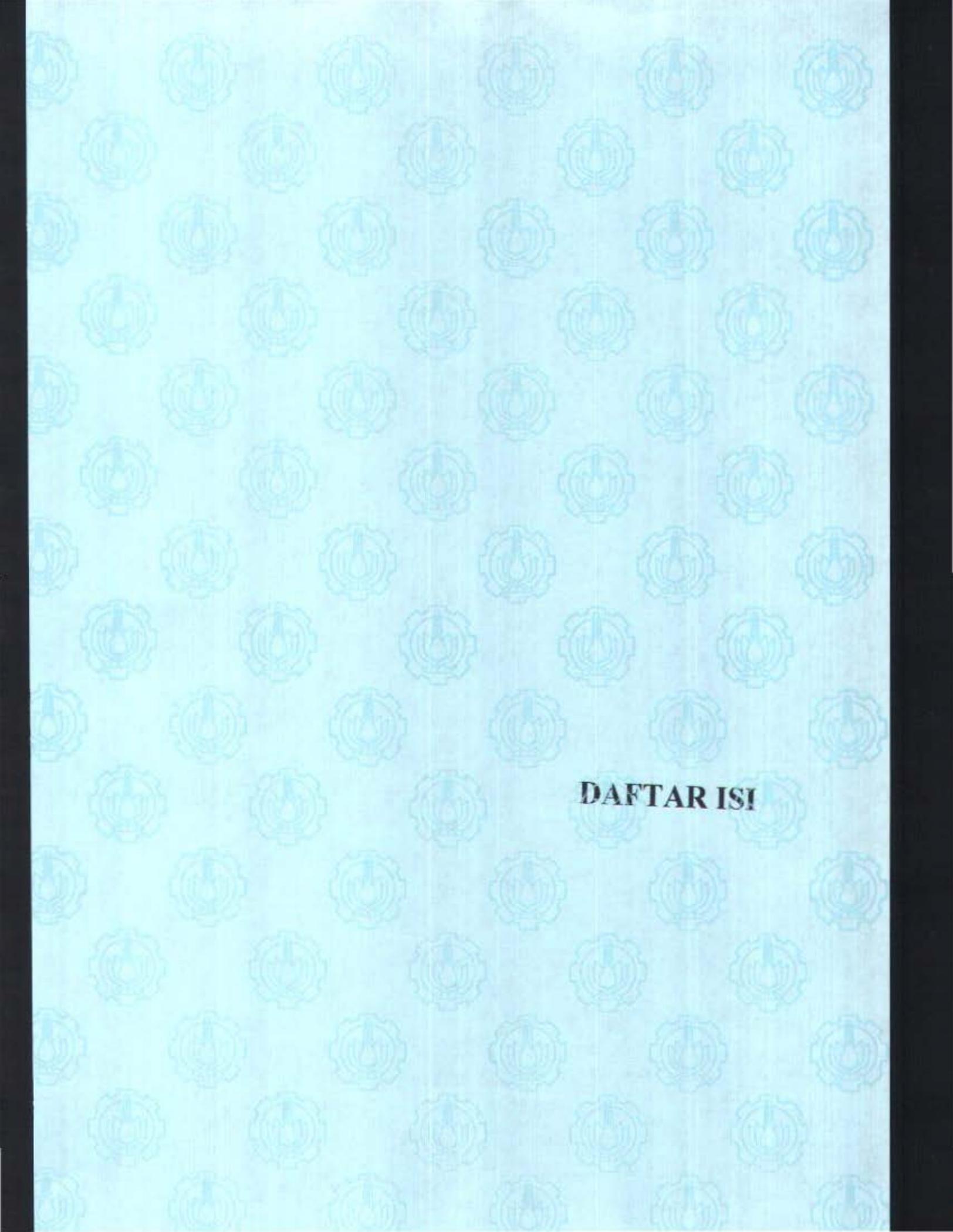
Penulis

## SPECIAL THANK'S

Selama penulis menjalani perkuliahan hingga tersusunnya laporan Tugas Akhir ini, penulis banyak mendapat bantuan baik materiil maupun moril, saran serta dorongan dari berbagai pihak. Pada kesempatan ini penulis menyampaikan terimakasih sebesar-besarnya kepada:

1. **Ayahanda dan Ibunda** tercinta yang telah melahirkan, membesarkan, mendidik dan mendoakan anak-anaknya, Ananda sangat bersyukur kepada **Allah SWT**, atas karunianya yang telah menganugrahi kami, kedua orang tua yang sempurna seperti Beliau berdua.
2. Ibu **Dra.Wiwiek Setya Winahju,MS** selaku dosen pembimbing yang dengan sabar membimbing selama penyusunan laporan tugas akhir ini.
3. Bapak **Prof.Dr.H.Soegeng Soegijanto,dr,SpAK,DTMH** selaku Co.Pembimbing yang telah membantu dan membimbing selama penelitian hingga tersusunnya laporan tugas akhir ini.
4. Bapak **Drs.Kresnayana Yahya, MSc** selaku dosen wali, terima kasih atas bimbingan, saran dan motivasinya selama masa perkuliahan.
5. Ibu Pingit dan Pak Purhadi selaku dosen penguji tugas akhir.
6. Bapak Drs.Nur Iriawan Iriawan,M.Ikom,PhD sebagai ketua jurusan Statistika.
7. Pak Sonny Sunaryo (pembimbing KP), Pak Hartono, Pak Bambang Otok, Pak Arie, Bu Santi Wulan, Bu Lusi, Bu Is dan seluruh staff pengajar Jurusan Statistika.
8. Pak Darta, Pak Khamim, mas Arif, Pak Warno dan seluruh karyawan di Jurusan Statistika.
9. Pak Gatot, Pak Harto, Bu Wati, dan seluruh staff di SMF Anak RSUD Dr.Doetomo Surabaya.
10. Keluarga di Gresik Om Koko, Tante Narti, Om Untung, Tante Nunung, Petri, Lia, One, dan Tika.
11. Saudara-saudaraku mas Adi "Edo", mba'Esti, dan Adik Yudi.
12. Rika "*Bidadari di Serambi Hati*" Widasari terimakasih untuk segalanya.
13. Temenku di kampung Dwi Susilowati atas saran, dorongan, dan pertemanannya.
14. Nina Yulistiana (terima kasih atas pinjaman komputernya) dan teman-teman di **IIIc/16** Rini Sulistiowati, Mufidah, Indah, Retno, Endri de el el.
15. Temen-temenku di '97 Diah Oktinur, Derry, Rani, Ervi, Diah Retna, Astrid, Ucik, Diana, Berta, di '93: mba' Wibawati, Kundi, Suhe, Parto, mba'Ana, mba'Luluk, di '94: Zul, mba'Yunik, Cak Rockhim.
16. Temen-temen di **PMII 10 11** Brudin, Hasan, Jadid, Rukyati, Anshori, Mughni, Alda, Lovieta, mba'Sita, Hafid, Lege', Hartono, Jayeng, Wildi, Masnun (atas pinjaman sepatunya), Genjik, Mastin, Anne, Reni, Rini, Iis, Arief, Maksum, Makson, Ubet, Denny, Mupet de el el.

17. Temen-temen di **Ile/11** Sonny (temen sekamar), Linggo, Eko, Amir, Toni, Poer, Akhwan, Faisal, Budi, Novi, Hari Plecik, Edi, Haris, Parto, Hendri, Budi Ahong (di AS).
18. Temen seperjuangan Sidik, Chus, Wawan, Bambang, mas Yoyok, Aliek, pak dokter Udin, Cak Karyono (Cakrawala Timur), Ninuk.
19. Temen diskusi mas Widyo (atas spline-nya), Rina Kusdamayanti (atas bahan-bahan ujian-nya), Sri Wahyuni dan Cahyorini (atas dorongan-nya), mas Fajar, mba Chrysanti, Erni Phiong.
20. Temen-temen di '95 Susilo, Suhari, Imam, Novan, Manaf, Doddy, Anton, Unung, Ali, Uwin, Dwi K, Hendrik, Rudy C, Rudy H, Irwan, Mans, Arman, Widodo, Daru, Inggar, Nina, Yanti, Yani, sinta, Nur, Mila, fatty, Diah, Wiyli, Anik, Ndari, Karin (atas copy-an spline-nya), Ima, Icha, Lina, Evy, Tutut, Anita, Mei, Dwi S, Nunung, Titis, Indah.
21. Dan semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu persatu yang telah membantu penulis dalam menjalani perkuliahan di Jurusan Statistika Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya.



**DAFTAR ISI**

## DAFTAR ISI

	halaman
HALAMAN JUDUL .....	i
LEMBAR PENGESAHAN .....	ii
ABSTRAK .....	iii
KATA PENGANTAR .....	iv
SPECIAL THANK'S .....	v
DAFTAR ISI .....	vii
DAFTAR TABEL .....	ix
DAFTAR GAMBAR .....	x
DAFTAR LAMPIRAN .....	xi
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang.....	4
1.2 Permasalahan.....	4
1.3 Tujuan.....	4
1.4 Manfaat.....	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	6
2.1 Model Regresi Logistik Additive.....	7
2.2 Penyesuaian Regresi Logistik Additive.....	10
2.3 Demam Berdarah Dengue.....	22
BAB III METODOLOGI PENELITIAN.....	27
3.1 Bahan Penelitian.....	27
3.2 Pengolahan Data.....	28

BAB IV	ANALISIS DATA DAN PEMBAHASAN.....	32
	4.1 Karakteristik Penderita demam berdarah dengue.....	32
	4.2 Analisa terhadap resiko status kegawatan penderita DBD dengan menggunakan model logistik.....	34
	4.3 Analisa terhadap resiko status kegawatan penderita DBD dengan menggunakan model logistik additive.....	37
BAB V	KESIMPULAN DAN SARAN.....	43
	5.1 Kesimpulan.....	43
	5.2 Saran.....	45
DAFTAR PUSTAKA	.....	xii
LAMPIRAN	.....	xiv

## DAFTAR TABEL

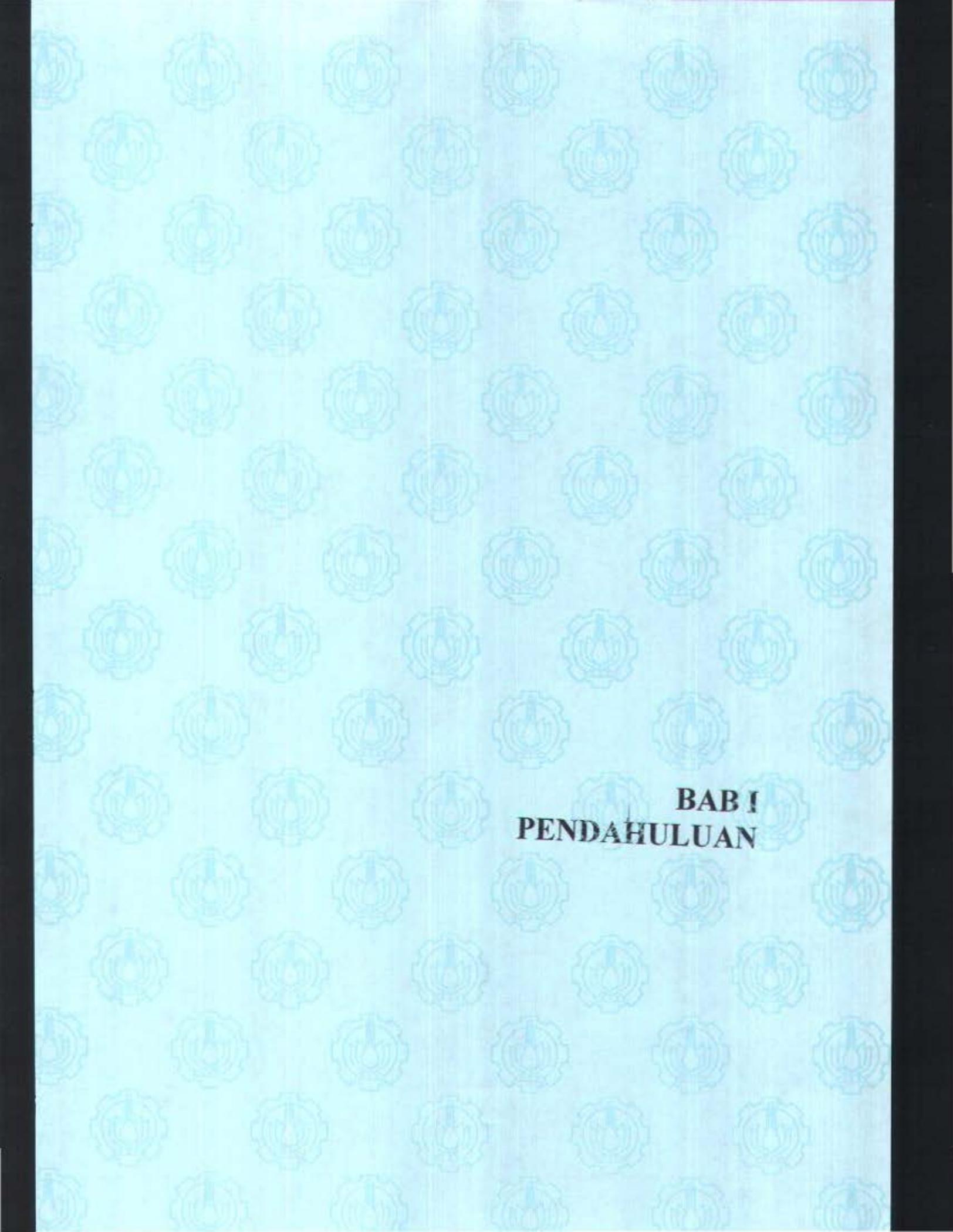
	halaman
Tabel 2.1 Jumlah kasus DBD, angka kematian propinsi dan kabupaten yang terjangkit, dan insidens tiap tahun di Indonesia, 1986-1997.....	23
Tabel 2.2 Kebutuhan cairan untuk penderita dengan dehidrasi sedang (diberikan secara intravena... ml/kgBB).....	31
Tabel 4.1 Estimasi parameter dari variabel independen untuk regresi logistik secara tunggal.....	35
Tabel 4.2 Estimasi parameter dari variabel independen untuk regresi logistik linear berganda.....	36
Tabel 4.3 Tabel nilai dan perbedaan residual devians kedua model logistik.....	39
Tabel 4.4 Ringkasan penyesuaian regresi logistik additive tunggal.....	40
Tabel 4.5 Tabel analisis devians regresi logistik additive berganda.....	40

## DAFTAR GAMBAR

	halaman
Gambar 2.1 Kurva regresi logistik.....	8
Gambar 4.1 Plot antara nilai penyesuaian dengan masing-masing variabel prediktornya secara tunggal.....	38
Gambar 4.2 Kurva nilai penyesuaian model dengan variabel umur.....	41

## DAFTAR LAMPIRAN

		halaman
Lampiran A1	Karakteristik penderita demam berdarah dengue (DBD)...	xiv
Lampiran A2	Proporsi penderita DBD.....	xiv
Lampiran B1	Model resiko kegawatan penderita DBD (model logistik secara tunggal).....	xvi
Lampiran B2	Model resiko status kegawatan penderita DBD (model logistik secara berganda).....	xviii
Lampiran C	Pemilihan model terbaik resiko status kegawatan penderita DBD.....	xix
Lampiran D1	Kurva model resiko status kegawatan penderita DBD (model logistik additive secara tunggal).....	xxi
Lampiran D2	Penyesuaian Kurva model resiko status kegawatan penderita DBD (model logistik additive secara tunggal)....	xxii
Lampiran E1	Kurva model resiko status kegawatan penderita DBD (model logistik additive secara berganda).....	xxiv
Lampiran E2	Penyesuaian Kurva model resiko status kegawatan penderita DBD (model logistik additive secara berganda)..	xxvi



**BAB I  
PENDAHULUAN**

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Regresi logistik adalah salah satu metode statistik yang sering digunakan untuk menggambarkan hubungan antara variabel respon yang bersifat biner (dikotomis) dengan satu atau beberapa variabel prediktor. Fungsi regresi logistik dapat dituliskan sebagai berikut:

$$f(\eta) = \frac{1}{1 + e^{-\eta}} \text{ atau ekuivalen dengan } f(\eta) = \frac{e^{\eta}}{1 + e^{\eta}} \quad (1.1)$$

nilai  $\eta$  dalam hal ini bisa dianggap sebagai kombinasi dari berbagai penyebab timbulnya suatu kejadian, dimana nilai  $f(\eta)$  berkisar antara 0 dan 1 yang dipengaruhi oleh perubahan nilai  $\eta$  antara  $-\infty$  dan  $+\infty$ . Untuk mendapatkan model regresi logistik dari fungsi logistik, pendekatan yang sering dilakukan adalah menyatakan  $\eta$  sebagai model linear, dimana  $\eta$  merupakan kombinasi linear dari variabel prediktornya yang dinyatakan sebagai  $\eta = \alpha + \beta x$ . Untuk menaksir parameter pada model regresi logistik dicari nilai taksiran  $\alpha$  dan  $\beta$  yang memaksimumkan fungsi likelihood menggunakan prosedur *Iteratively Reweighted Least Square*.

Jika hubungan antara logit mean respon dengan prediktornya jauh dari bentuk linear atau tidak adanya informasi sebelumnya tentang bentuk hubungan tersebut, perlu dipertimbangkan bahwa penyesuaian model dengan menggunakan prediktor model linear adalah tidak tepat. Sehingga tidak dapat meringkasnya dengan tetap

menggunakan garis lurus, karena hal tersebut dapat menyebabkan jumlah kuadrat residual yang semakin besar dan ketepatan model dengan data menjadi jauh.

Prediktor model regresi linear tersebut dapat diperluas dengan menggunakan prediktor model additive, dimana  $\eta$  merupakan kombinasi dari jumlahan fungsi penghalusan tunggal variabel prediktornya. Prediktor model additive dapat dituliskan sebagai  $\eta = \alpha + f(x)$ . Untuk mendapatkan taksiran  $f(x)$  diperlukan adanya pendekatan tertentu khususnya apabila bentuk  $f(x)$  tidak diketahui. Suatu pendekatan klasik adalah menggunakan polinomial derajat rendah, akan tetapi satu titik pencilan data akan sangat berpengaruh terhadap model. Selanjutnya digunakan pendekatan fungsi penghalusan untuk meringkaskan kecenderungan hubungan antara logit mean respon dengan variabel prediktornya. Suatu kelebihan dari penghalusan adalah tidak diperlukannya asumsi yang kaku, misalnya linear, dari bentuk hubungan antara dua variabel tersebut. Ada berbagai macam fungsi penghalusan, salah satunya dengan pendekatan kubik spline. Penghalusan kubik spline (*cubic spline smoothers*) digunakan karena penghalusan ini memiliki sifat tetap kontinyu pada turunan keduanya. Regresi logistik dengan penghalusan untuk variabel prediktor lebih dari satu berbentuk  $\eta = \alpha + f_1(x_1) + f_2(x_2) + \dots + f_p(x_p)$ . Agar lebih memahami tentang regresi logistik dengan penghalusan ini, maka dalam penelitian ini digunakan kasus demam berdarah dengue dan melakukan analisa terhadap model tersebut. Model regresi logistik biasa, selanjutnya disebut dengan regresi logistik atau lengkapnya *regresi logistik linear* dan model regresi logistik dengan penghalusan, yang selanjutnya penulis sebut dengan *regresi logistik additive*.

Penyakit demam berdarah dengue menempati urutan kedelapan sebagai penyebab kesakitan di negara-negara tropis kawasan Asia Tenggara dan Pasifik Barat [9]. Demam berdarah dengue merupakan suatu masalah kesehatan masyarakat karena morbiditasnya tinggi dan bila disertai shock, mortalitasnya tinggi. Setiap tahun diperkirakan 20 juta orang terinfeksi oleh virus dengue, dari jumlah tersebut 24.000 sebagian besar anak-anak menjadi korban virus ini [12]. Namun, pengobatan yang dini dan tepat dapat secara signifikan mengurangi keparahan penyakit dan mencegah akibat yang fatal. Secara umum insidens demam berdarah dengue tidak menunjukkan perbedaan antara jenis kelamin, tetapi kematian ditemukan lebih banyak pada anak perempuan daripada anak laki-laki. Keterlambatan penanganan terhadap penderita demam berdarah dengue dapat menyebabkan penyakit ini menjadi gawat. Kegawatan terjadi karena kebocoran plasma keluar dari saluran pembuluh darah menuju ke jaringan tubuh disekitarnya terutama yang berongga. Sekitar 80% kasus gawat yang cepat minta pertolongan dapat di tolong, tetapi kasus yang nadinya tak teraba dan ujung-ujung ektrimitas tangan dan kaki teraba dingin seperti pelepah pisang dalam kurun waktu tidak lebih dari 2 jam, apabila lebih dari 2 jam umumnya penderita sukar ditolong. Terdapat beberapa kasus dimana penderita demam berdarah dengue ringan dapat menjadi gawat, terutama penderita yang datang dengan menunjukkan manifestasi klinis kesadaran yang menurun, panas yang tinggi sukar diturunkan dengan obat dan beraknya berwarna hitam [10].

Pada penyesuaian model regresi logistik, baik yang linear atau additive digunakan data penderita demam berdarah dengue untuk menggambarkan resiko status kegawatan penderita demam berdarah dengue. Status kegawatan bagi

penderita ditentukan oleh beberapa hal, diantaranya adalah keadaan penderita saat masuk rumah sakit (yaitu jenis kelamin, umur, kecepatan kirim, dan nutrisi).

## 1.2 Permasalahan

Berdasarkan pada latar belakang diatas, permasalahan yang timbul adalah:

1. Bagaimana melakukan penyesuaian terhadap faktor-faktor prognostik demam berdarah dengue dengan menggunakan regresi logistik.
2. Bagaimana menggunakan regresi logistik additive dengan penaksiran fungsi penghalusan menggunakan penghalus kubik spline (*cubic spline smooters*).
3. Mengetahui kelebihan regresi logistik dengan penghalus kubik spline (*cubic spline smooters*).

## 1.3 Tujuan

Berdasarkan pada permasalahan diatas, maka penelitian ini bertujuan untuk:

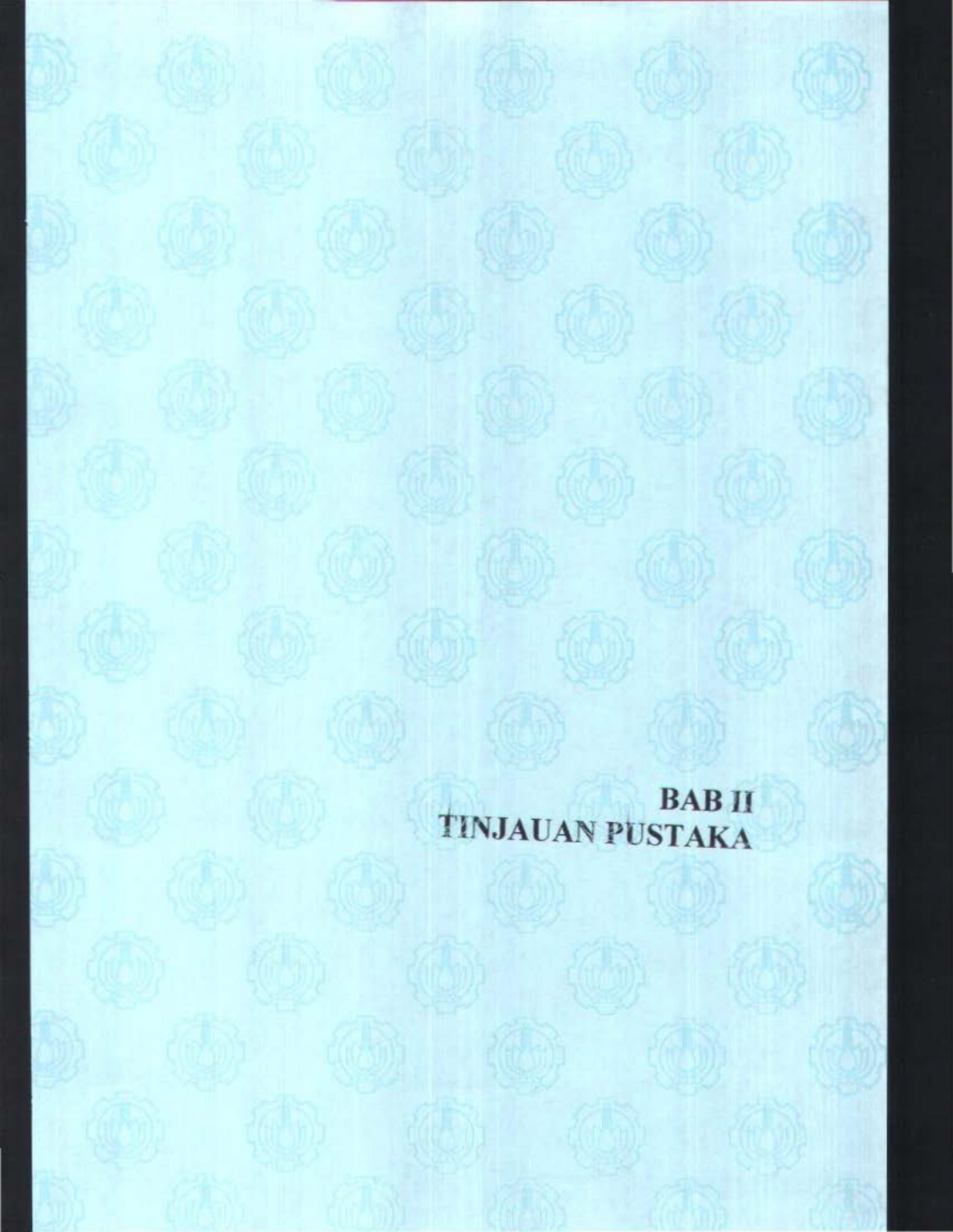
1. Melakukan penyesuaian terhadap faktor-faktor prognostik demam berdarah dengue dengan menggunakan regresi logistik.
2. Menerapkan penggunaan regresi logistik additive dengan penaksiran fungsi penghalusan menggunakan penghalus kubik spline (*cubic spline smooters*).
3. Mengetahui kelebihan regresi logistik dengan penghalus kubik spline (*cubic spline smooters*).

## 1.4 Manfaat

Penelitian ini diharapkan bermanfaat baik dari segi kesehatan maupun bagi

peneliti sendiri, yaitu;

1. Memberikan gambaran tentang penyakit demam berdarah dengue khususnya mengenai resiko kegawatan penyakit ini, sehingga dapat digunakan untuk memberikan penerangan kepada masyarakat.
2. Memberikan gambaran tentang metode generalized additive models dengan kasus khusus model regresi logistik ini sehingga dapat digunakan untuk penelitian-penelitian kesehatan lainnya, dan dapat diperoleh gambaran keadaan data sebenarnya dengan sedikit asumsi terhadap data.
3. Dapat lebih memahami tentang generalized additive models ini beserta aplikasinya.



**BAB II**  
**TINJAUAN PUSTAKA**

## BAB II

### TINJAUAN PUSTAKA

Metode regresi telah menjadi komponen penting dalam analisis data yang digunakan untuk menggambarkan hubungan fungsional antara variabel respon dengan satu atau beberapa variabel prediktor. Saat ini metode regresi mengalami perkembangan sangat pesat, sehingga memberikan banyak alternatif pilihan untuk melakukan analisis data. Metode regresi logistik digunakan untuk menggambarkan hubungan antara variabel respon yang bersifat biner (dikotomis) dengan satu atau beberapa variabel independen (variabel prediktor) yang bersifat diskrit atau kontinyu.

Saat ini diperkirakan ada sekitar 30 hingga 50 persen artikel penelitian kesehatan/kedokteran yang menggunakan regresi logistik sebagai pilihan analisisnya. Penggunaan dalam bidang kesehatan mulai populer sejak digunakan dalam menganalisis penelitian Framingham, kemudian peningkatan penggunaannya dalam penelitian kesehatan yang mempelajari pengaruh beberapa variabel terhadap kejadian morbiditas, mortalitas, atau fenomena kesehatan lainnya. Penelitian diagnostik, penelitian prognostik, serta penelitian kesehatan lainnya hampir tidak terpisahkan dari analisis regresi logistik.

Hosmer dan Lemeshow [7] membahas secara detail metode regresi logistik linier secara aplikatif. Dalam penelitiannya yang berjudul *Analisis Statistik terhadap Faktor-Faktor yang Berpengaruh pada Kematian Bayi di Jawa Timur*, Nyoman Santa Widaspwika [13] menggunakan metode ini sebagai metode analisisnya. Penelitian lainnya dilakukan Luluk Farida (2000) yang berjudul *Analisis Statistik*

terhadap Faktor Resiko dan Kualitas Penderita Stroke Berdasarkan Skala Neurologik Kanadian di RSUD Dr. Soetomo Surabaya. Sehingga penulis tidak perlu lagi menguraikan metode tersebut, pada bab ini penulis hanya akan memfokuskan pada pembahasan regresi logistik additive.

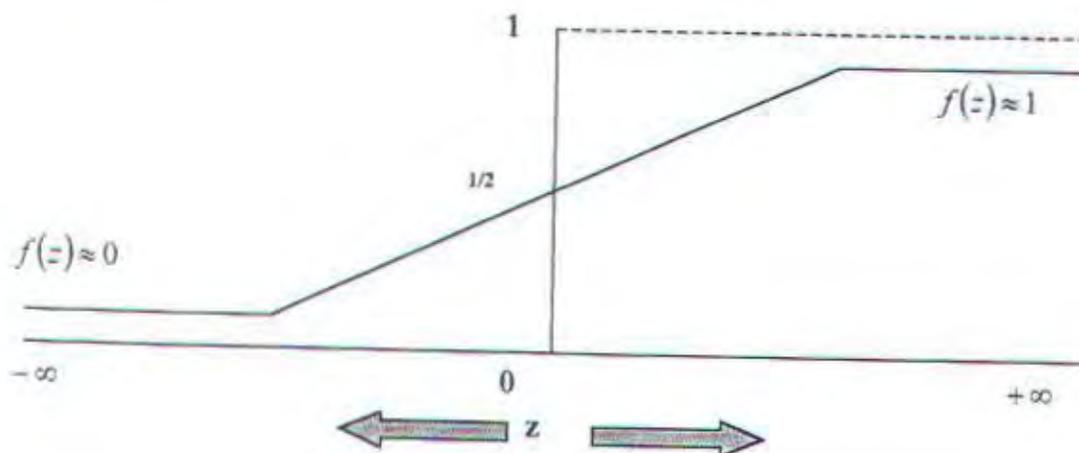
## 2.1 MODEL REGRESI LOGISTIK ADDITIVE

Outcome (keluaran) dari variabel respon Y memiliki dua kategori yaitu "sukses" atau "gagal" yang dinotasikan dengan  $Y = 1$  untuk sukses dan  $Y = 0$  untuk menyatakan kejadian gagal. Dalam keadaan tersebut, maka variabel respon Y mengikuti distribusi Bernoulli dengan fungsi probabilitasnya adalah:

$$f(y_i) = p_i^{y_i} (1 - p_i)^{1 - y_i}, \quad y_i = 0, 1 \quad (2.1)$$

jika  $y_i = 0$  maka  $f(y_i) = 1 - p_i$  dan jika  $y_i = 1$  maka  $f(y_i) = p_i$ .

Kurva fungsi logistik yang dituliskan pada persamaan (1.1) dapat dilihat pada Gambar.2.1.



Gambar.2.1. Kurva regresi logistik

Pada kurva (2.1) tersebut, efek  $\eta$  dapat minimal dengan rendahnya nilai  $\eta$  sampai batas tertentu dan kemudian pengaruhnya akan meningkat dengan cepat dan probabilitasnya akan tinggi mendekati nilai 1 (satu) [8].

Digunakan notasi  $\pi(x) = E(Y | x)$  untuk menyatakan rata-rata bersyarat dari  $Y$  jika diberikan nilai  $x$ . Suatu struktur prediktor model additive didefinisikan sebagai kombinasi dari jumlahan fungsi penghalus tunggal (*scatterplot smoother*) [6] yang dapat dituliskan sebagai  $\eta = \alpha + f(x)$  sehingga bentuk model regresi logistik additive adalah:

$$\pi(x) = \frac{\exp(\alpha + f(x))}{1 + \exp(\alpha + f(x))} \quad (2.2)$$

untuk kemudahan dalam menaksir parameter regresinya, maka  $\pi(x)$  pada persamaan (2.2) ditransformasi dengan menggunakan transformasi logit. Diperoleh model regresi antara logit mean respon dengan variabel prediktornya yang terjadi dalam kombinasi jumlahan fungsi penghalusnya. Dan persamaan (2.2) berubah menjadi:

$$\begin{aligned} \ln\left[\frac{\pi(x)}{1 - \pi(x)}\right] &= \alpha + f(x) \\ g(x) &= \alpha + f(x) \end{aligned} \quad (2.3)$$

dimana  $g(\cdot)$  disebut sebagai bentuk logit.

Model regresi logistik additive pada persamaan (2.2) adalah model tunggal karena banyaknya variabel prediktor hanya satu. Pada regresi logistik additive ini dapat juga disusun suatu model yang terdiri dari banyak variabel prediktor dengan skala pengukuran yang berbeda. Model dengan banyak variabel prediktor ini disebut

dengan model regresi logistik additive berganda. Model regresi logistik berganda dengan p variabel prediktor adalah:

$$\pi(x) = \frac{\exp(\alpha + \sum_{j=1}^p f_j(x_j))}{1 + \exp(\alpha + \sum_{j=1}^p f_j(x_j))} \quad (2.4)$$

dimana p adalah banyaknya variabel prediktor.

Apabila model pada persamaan (2.4) ditransformasi dengan transformasi logit, didapatkan bentuk logit:

$$g(x) = \alpha + \sum_{j=1}^p f_j(x_j) \quad (2.5)$$

yang menggambarkan bahwa logit mean respon berpengaruh terhadap prediktor sebagai kombinasi jumlahan dari penghalus tunggal yang tidak diketahui bentuknya.

## 2.2 PENYESUAIAN REGRESI LOGISTIK ADDITIVE

Untuk menaksir fungsi penghalus pada model regresi logistik additive dicari taksiran  $\alpha$  dan  $f(x)$  yang memaksimumkan fungsi likelihood dengan menggunakan prosedur algoritma lokal skoring (*local scoring algorithm*). Pendekatan tertentu pada  $f(x)$  diperlukan, pada regresi logistik linier pendekatan  $f(x)$  menggunakan fungsi linier. Khususnya apabila bentuk tersebut tidak diketahui, pendekatan penghalusan digunakan untuk meringkaskan kecenderungan antara logit mean dengan variabel prediktornya. Pada penelitian ini digunakan penghalus kubik spline dikarenakan fungsi penghalus ini tetap kontinu sampai dengan turunan keduanya.



Dalam melakukan penyesuaian model regresi logistik additive, suatu algoritma yang umum dan efisien terdiri atas tiga bagian [5]. Pertama, penghalus tunggal (*scatterplot smoothing*) yang merupakan jantung dari prosedur dan digunakan untuk mengepaskan fungsi individu. Penghalus tunggal dapat digambarkan sebagai suatu metode regresi umum untuk mengepaskan hubungan fungsional antara respon dengan variabel prediktor tunggal. Kedua, *backfitting algorithm* yang menggunakan *scatterplot smoothing* untuk menaksir fungsi  $f_j$ . Dan ketiga, *local scoring algorithm* menggunakan *backfitting algorithm* secara iteratif untuk mengepaskan model regresi logistik additive pada persamaan (2.5). Algoritma ini hampir sama dengan *Fisher-scoring algorithm* atau IRLS yang digunakan untuk mengepaskan regresi logistik linier, hanya saja prediktor model linier digantikan dengan prediktor model additive. Masing-masing tahap iterasi menghasilkan suatu nilai respon baru dengan bobotnya, yang diberikan pada *backfitting algorithm* terbebani, selanjutnya menghasilkan suatu prediktor additive baru.

### 2.2.1 Penghalus Tunggal (*Scatterplot smoother*)

Penghalusan adalah suatu metode untuk meringkaskan kecenderungan dari variabel respon  $Y$  sebagai fungsi dari satu atau lebih variabel prediktor  $X_1, X_2, \dots, X_p$ . Dengan penghalusan dihasilkan taksiran kecenderungan yang lebih kecil dibandingkan variabel asalnya. Hal penting dari penghalusan adalah tidak adanya asumsi yang kaku mengenai bentuk hubungan antara  $Y$  dengan  $X_1, X_2, \dots, X_p$ . Ada dua kegunaan utama dari penghalusan [6]. Pertama, digunakan untuk pendeskripsian; melihat kecenderungan dalam plot data. Kedua, menaksir

hubungan antara  $E(Y)$  dengan variabel prediktor  $X_1, X_2, \dots, X_p$ , dan kemudian sebagai dasar untuk penaksiran model aditif.

Ada berbagai jenis metode yang dapat digunakan untuk menaksir fungsi penghalusan tersebut. Salah satu diantaranya adalah penghalusan kubik spline. Dalam bentuk yang paling sederhana pendekatan *penalty* kekasaran adalah suatu metode untuk mengendurkan asumsi model dalam regresi linier klasik sekitar garis, sedikit berbeda dari regresi polynomial [1]. Penyesuaian yang baik terhadap data tidak hanya satu-satunya tujuan dalam penyesuaian kurva, tujuan lainnya yang sering bertentangan adalah untuk mendapatkan taksiran kurva yang tidak terlalu banyak laju fluktuasi. Suatu ukuran "ketepatan terhadap data" untuk kurva  $f$  adalah jumlah kuadrat residual  $\sum_{i=1}^n (Y_i - g(X_i))^2$  jika  $f$  diberikan untuk kurva yang tidak dibatasi dalam bentuk fungsionalnya, kemudian ukuran jarak ini dapat dikurangi sehingga menjadi bernilai nol dengan  $f$  yang menginterpolasikan data. Akan tetapi hal tersebut menyebabkan kurva tidak akan dapat diterima lagi dengan alasan bahwa kurva tersebut tidak unik dan terlalu berfluktuasi untuk tujuan interpretasi berorientasi pada struktur. Pendekatan penghalusan spline menghindari interpolasi tidak masuk akal ini dari data dengan mengukur keseimbangan antara tujuan untuk menghasilkan suatu penyesuaian yang baik terhadap data dan tujuan untuk menghasilkan kurva tanpa terlalu banyak laju variansi lokal [4].

Terdapat beberapa metode untuk mengukur variansi lokal. Satu diantaranya adalah ukuran yang berbasiskan kekasaran, dengan melakukan integrasi dari turunan kedua kuadrat, yakni penalti kekasaran  $\int (f''(x))^2 dx$  yang digunakan untuk

mengukur variansi lokal [3]. Ide dasar dari pendekatan *penalty* kekasaran adalah untuk mengukur dugaan fluktuasi kurva secara cepat dan kemudian untuk masalah taksiran dalam cara membuat kompromi secara tegas antara dua perbedaan tujuan lebih lanjut dalam taksiran kurva.

Diberikan kurva  $f$  yang didefinisikan pada interval  $[a, b]$ , ada banyak cara berbeda untuk mengukur bagaimana 'kekasaran' atau 'bergelombang' kurva  $g$  tersebut. Suatu cara intuitive yang menarik dalam mengukur kekasaran kurva  $f$  yang dapat diturunkan dua kali adalah menghitung turunan kedua dikuadrat diintegrasikan  $\int_a^b \{f''(x)\}^2 dx$ . Diberikan fungsi  $f$  yang dapat diturunkan dua kali didefinisikan pada interval  $[a, b]$ , dan  $\lambda > 0$  menyatakan parameter penghalusan, jumlah kuadrat penalized didefinisikan sebagai:

$$S(f) = \sum_{i=1}^n \{y_i - f(x_i)\}^2 + \lambda \int_a^b \{f''(x)\}^2 dx \quad (2.6)$$

dimana  $\lambda$  adalah sebuah konstanta, dan  $a = x_0 \leq x_1 \leq \dots \leq x_n = b$ . Pada persamaan (2.6) diatas suku pertama menyatakan ukuran kedekatan terhadap data, sedangkan suku kedua menyatakan bentuk kurva penalized dalam fungsi. Penambahan suku *penalty* kekasaran  $\lambda \int f''^2$  pada (2.6) menjamin bahwa harga kurva khusus  $S(f)$  ditentukan tidak hanya dengan goodness of fit-nya terhadap data yang diukur dengan jumlah kuadrat sisa  $\sum \{Y_i - f(x_i)\}^2$  tetapi juga oleh kekasarannya  $\int f''^2$ . Parameter  $\lambda$  memegang peran terhadap bentuk kurva. Nilai  $\lambda$  yang besar menghasilkan bentuk

kurva yang lebih halus, sementara nilai  $\lambda$  yang kecil menghasilkan bentuk kurva yang bergelombang.

Diberikan fungsi  $f$  didefinisikan pada  $[a, b]$  dan kumpulan titik-titik  $a = x_0 \leq x_1 \leq \dots \leq x_n = b$ , suatu interpolasi kubik spline  $S$  untuk  $f$  adalah fungsi yang memenuhi kondisi berikut:

- a.  $S(x)$  adalah polinomial kubik (polinomial berderajat tiga), dinyatakan  $S_i(x)$ , pada sub-interval  $[x_i, x_{i+1}]$  untuk  $i = 0, 1, \dots, n-1$ ;
- b.  $S(x_i) = f(x_i)$  untuk  $i = 0, 1, \dots, n$ ;
- c.  $S_{i+1}(x_{i+1}) = S_i(x_{i+1})$  untuk  $i = 0, 1, \dots, n-2$
- d.  $S'_{i+1}(x_{i+1}) = S'_i(x_{i+1})$  untuk  $i = 0, 1, \dots, n-2$
- e.  $S''_{i+1}(x_{i+1}) = S''_i(x_{i+1})$  untuk  $i = 0, 1, \dots, n-2$
- f. Satu dari kondisi batas berikut dipenuhi:
  - (i)  $S^*(x_0) = S^*(x_n) = 0$  (batas bebas atau alami);
  - (ii)  $S'(x_0) = f'(x_0)$  dan  $S'(x_n) = f'(x_n)$  (batas terapan)

Untuk menentukan interpolasi kubik spline untuk fungsi  $f$  yang diberikan, menggunakan kondisi (a) memberikan empat koefisien polinomial pada masing-masing suku polinomial derajat tiga tersebut dan berbentuk:

$$S_i(x) = a_i + b_i(x - x_i) + c_i(x - x_i)^2 + d_i(x - x_i)^3 \quad (2.7)$$

untuk  $i = 0, 1, \dots, n-1$ .

Dengan mengambil nilai  $x = x_i$ , maka persamaan (2.8) diatas menjadi

$$S_i(x_i) = a_i = f(x_i)$$

dan jika kondisi (c) digunakan, maka

$$a_{i+1} = S_{i+1}(x_{i+1}) = S_i(x_{i+1}) = a_i + b_i(x_{i+1} - x_i) + c_i(x_{i+1} - x_i)^2 + d_i(x_{i+1} - x_i)^3 \quad (2.8)$$

untuk  $i = 0, 1, \dots, n-2$ . Selanjutnya didefinisikan  $h_i = x_{i+1} - x_i$ , untuk  $i = 0, 1, \dots, n-1$ .

Kubik spline pada interval  $[a, b]$  dikatakan kubik spline alami (*Natural Cubic Spline*) jika kondisi batas alami ( $f''(i)$ ) terpenuhi. Andaikan bahwa  $\sigma$  adalah kubik spline alami dengan  $a = x_0 < x_1 < \dots < x_n = b$  dan didefinisikan

$$f_i = S(x_i) \text{ dan } \gamma_i = S''(x_i) \text{ untuk } i = 0, 1, \dots, n$$

Dengan definisi dari kubik spline alami turunan kedua dari  $f$  pada  $x_1$  dan  $x_n$  adalah nol, sehingga  $\gamma_1 = \gamma_n = 0$ . Jika  $f$  merupakan vector  $[f_1, \dots, f_n]^T$  dan jika  $\gamma$  juga merupakan vector  $[\gamma_2, \dots, \gamma_{n-1}]$ . Suatu catatan bahwa vektor  $\gamma$  berukuran  $(n-2)$ , penomoran vektor  $\gamma$  dimulai dengan  $i=2$ . Vektor  $f$  dan  $\gamma$  menentukan kurva  $f$  secara lengkap, dan hal tersebut mungkin memberikan formula tegas dalam suku  $f$  dan  $\gamma$  untuk nilai dan turunan  $f$  pada suatu titik  $x$ . Ini memungkinkan  $f$  untuk suatu keinginan derajat ketepatan (akurasi). Kondisi tersebut tergantung pada dua matrik Q dan R yang didefinisikan sebagai berikut. Jika  $h_i = x_{i+1} - x_i$  untuk  $i = 1, \dots, n-1$ . Jika Q matrik berukuran  $n \times (n-2)$  dengan elemen  $q_{ij}$ , untuk  $i = 1, \dots, n$  dan  $j = 2, n-1$ , diberikan sebagai

$$q_{j-1,j} = h_{j-1}^{-1}$$

$$q_{j,j} = -h_{j-1}^{-1}$$

$$q_{j+1,j} = h_j^{-1}$$

$$q_{ij} = 0 \text{ untuk } |i-j| \geq 2$$

Matrik R adalah matrik simetris yang berukuran  $(n-2) \times (n-2)$  dengan elemen  $r_{ij}$ , untuk  $i, j = 2, \dots, (n-1)$

$$r_{ii} = \frac{1}{3}(h_{i-1} + h_i) \text{ untuk } i = 2, \dots, (n-1)$$

$$r_{i,i+1} = r_{i+1,i} = \frac{1}{6}h_i \text{ untuk } i = 2, \dots, (n-1)$$

$$r_{ij} = 0 \text{ untuk } |i-j| \geq 2$$

Matrik R merupakan matrik definit positif dimana  $|r_{ij}| > \sum_{j \neq i} |r_{ij}|$  untuk  $i$  masing-masing. Kemudian didefinisikan matrik K dengan

$$K = QR^{-1}Q^T \quad (2.9)$$

Vektor  $f$  dan  $\gamma$  menentukan kubik spline alami jika dan hanya jika kondisi

$$Q^T f = R\gamma \quad (2.10)$$

dipenuhi. Jika kondisi (2.10) terpenuhi, kemudian kekasaran *penalty* akan memenuhi:

$$\int_a^b S''(x)^2 dx = \gamma^T R \gamma$$

$$\gamma^T R \gamma = f^T Q R^{-1} Q^T f = f^T K f \quad (2.11)$$

Penyelesaian (2.6) adalah kubik spline [5], selanjutnya kita menyederhanakan (2.6) dengan menuliskannya sebagai suatu fungsi  $f_i = f(x_i)$ ,  $n$  pengamatan yang meminimalkan fungsi  $f$ . Hal ini memberikan bentuk yang sama

$$(y - f)^T (y - f) + \lambda f^T K f \quad (2.12)$$

dimana K adalah matrik *penalty* kuadrat khusus. Persamaan (2.12) mempunyai minimum yang diberikan dengan

$$\hat{f} = (I + \lambda K)^{-1} y \quad (2.13)$$

Dalam perluasannya, kita men-generalisasi kriteria (2.6) untuk meminimumkan

$$\sum_{i=1}^n \{y_i - \sum_{j=1}^p f_j(x_{ij})\}^2 + \sum_{j=1}^p \lambda_j \int \{f_j''(x)\}^2 dx \quad (2.14)$$

Penyelesaian (2.14) adalah kubik spline pada masing-masing prediktor, selanjutnya kita menuliskan (2.14) sebagai

$$(y - \sum_{j=1}^p f_j)^T (y - \sum_{j=1}^p f_j) + \sum_{j=1}^p \lambda_j f_j^T K_j f_j \quad (2.15)$$

dimana  $K_j$  adalah matrik *penalty* untuk masing-masing prediktor. Jika (2.15)

diturunkan berkenaan dengan fungsi  $f_k$  didapatkan  $-2(y - \sum_j f_j) + 2\lambda_k K_k f_k = 0$

atau

$$\hat{f}_k = (I + \lambda_k K_k)^{-1} (y - \sum_{j \neq k} \hat{f}_j) \quad (2.16)$$

dimana  $(I + \lambda_k K_k)^{-1}$  adalah matrik penghalus untuk penghalusan kubik spline. Pada

(2.6) jarak antara data dan penaksir diukur dengan fungsi kuadrat sederhana. Secara

lebih umum, jarak kuadrat terboboti dapat dipergunakan. Diberikan matrik diagonal

bobot  $W$  suatu kuadrat terkecil terboboti berbentuk

$$(y - \sum_{j=1}^p f_j)^T W (y - \sum_{j=1}^p f_j) + \sum_{j=1}^p \lambda_j f_j^T K_j f_j \quad (2.17)$$

Penyelesaiannya sekali lagi merupakan penghalusan kubik spline, dengan vektor  $f$

nilai penyesuaiannya diberikan sebagai

$$\hat{f}_k = (W + \lambda_k K_k)^{-1} W (y - \sum_{j \neq k} \hat{f}_j) \quad (2.18)$$

Akhirnya, penyesuaian dengan menggunakan situasi ini digunakan, dimana pengamatan dibebani dari satu iterasi ke satu iterasi berikutnya.

### 2.2.2 Algoritma Backfitting

Algoritma backfitting adalah suatu algoritma umum yang dapat mengepaskan model additive menggunakan aturan penyesuaian segala tipe regresi. Didefinisikan residual parsial sebagai

$$R_j = Y - f_0 - \sum_{k \neq j} f_k(X_k) \quad (2.19)$$

selanjutnya  $E(R_j | X_j) = f_j(X_j)$ . Pengamatan ini menyediakan suatu cara untuk menaksir masing-masing fungsi penghalusan  $f_j(\cdot)$  diberikan penaksiran  $\{f_i(\cdot), i \neq j\}$  untuk semua lainnya. Hasil prosedur iterasi dikenal sebagai algoritma backfitting.

Algoritma backfitting menaksir fungsi  $f_j$  dalam model  $E(y; x) = f_0 + \sum f_j(x_j)$ , sebagai berikut:

Menentukan nilai awal  $\hat{f}_j(x) = 0 \quad \forall x$  dan  $\forall j, \hat{f}_0 = \bar{y}$

Melakukan iterasi untuk  $j = 1, 2, \dots, p, 1, 2, \dots, p, 1, 2, \dots$

$$r_{ij} = y_i - \hat{f}_0 - \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq j}}^p \hat{f}_k(X_{ki}), \quad i = 1, 2, \dots, n$$

$$\hat{f}_j(x_{ij}) = S(r_{ij} | x_{ij}), \quad i = 1, 2, \dots, n$$

sampai dengan fungsi  $\hat{f}_j$  konvergen.

Sebagai catatan bahwa pada masing-masing tahap algoritma menghaluskan residual dengan kovariate berikutnya. Residual ini didapatkan dengan menghilangkan fungsi penaksir atau pengaruh kovariate dari semua variabel lainnya.

### 2.2.3 Algoritma Lokal Skoring

Prosedur penaksiran untuk generalized additive models terdiri atas dua putaran [1]. Bagian masing-masing langkah dari algoritma lokal skoring (putaran terluar), algoritma backfitting terbebani (putaran dalam) digunakan sampai konvergen. Selanjutnya, didasarkan pada penaksir dari algoritma backfitting terbebani, suatu kumpulan bobot dihitung dan iterasi selanjutnya dari algoritma lokal skoring dimulai. Algoritma berhenti ketika deviance dari taksiran berhenti bertambah.

Diberikan suatu sampel  $(y_1, x_1), \dots, (y_n, x_n)$ , dimana  $y_i = 0$  atau 1 dan  $x_i$  adalah suatu vektor dari  $p$  kovariate.

Menentukan nilai awal  $\hat{f}_j^0(x_i) = 0$  untuk semua  $x_i$  dan  $j$ ,  $\hat{f}_0 = \ln\left(\frac{\pi(x)}{1 - \pi(x)}\right)$

Melakukan putaran dengan menggunakan persamaan-persamaan

$$\hat{\eta}^m(x_i) = \hat{f}_0 + \sum_{j=1}^p \hat{f}_j^m(x_{ij})$$

$$\hat{p}_i = \text{logit}^{-1}(\hat{\eta}^m(x_i))$$

$$= \frac{\exp(\hat{\eta}^m(x_i))}{1 + \exp(\hat{\eta}^m(x_i))}$$

$$z_i = \eta + \frac{y_i - p_i}{p_i(1-p_i)}$$

$$w_i = p_i(1-p_i), i = 1, 2, \dots, n$$

Mendapatkan  $f_j^{(m+1)}$ ,  $j = 1, 2, \dots, p$  dengan menerapkan algoritma backfitting untuk urutan  $z$  dengan kovariate  $X$  dan bobot pengamatan  $w$ , sampai devians  $D(y, p) = -2 \sum [y_i \ln p_i + (1-y_i) \ln(1-p_i)]$  konvergen.

#### 2.2.4 Pemilihan Parameter Penghalus Langsung

Pada ukuran jumlah kuadrat penalized yang didefinisikan pada persamaan (2.6), bentuk tersebut dipengaruhi oleh parameter penghalus  $\lambda$ . Memilih nilai  $\lambda$  yang sangat kecil atau besar akan memberikan pada bentuk penyelesaian yang sangat kasar atau sangat mulus. Sementara, diinginkan bentuk penyelesaian yang disamping mempunyai suatu derajat kemulusan, juga mendapatkan penyelesaian yang sesuai dengan datanya. Akibatnya, pemilihan parameter penghalus  $\lambda$  menjadi penting. Untuk mendapatkan nilai  $\lambda$  tersebut digunakan metode *Cross Validation* (CV) dan *Generalized Cross Validation* (GCV) [4][11].

Metode *cross validation* bekerja dengan menghilangkan titik pengamatan  $(x_i, y_i)$ , menaksir kuadrat residual fungsi penghalus pada titik ke- $i$  berdasarkan sisa  $n-1$  titik pengamatan tersebut, selanjutnya memilih penghalus yang meminimumkan jumlah kuadrat residual tersebut. Fungsi *cross validation* didefinisikan sebagai

$$CV(\lambda) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \{y_i - f_{\lambda}^{-i}(x_i)\}^2 \quad (2.20)$$

dimana  $\hat{f}_i(x_i)$  menunjukkan penyesuaian pada titik  $x_i$ , yang dihitung dengan menghilangkan titik pengamatan ke- $i$  [4]. Parameter penghalus  $\lambda$  dipilih yang dapat meminimumkan kriteria *cross validation* tersebut. Persamaan (2.6) memiliki minimum yang diberikan pada persamaan (2.7) yaitu  $\hat{f} = (I + \lambda K)^{-1} y$  dimana minimum tersebut dapat dipandang sebagai  $\hat{f} = \{A(\lambda)\}y$ . Matrik  $A(\lambda)$  dinamakan hat matrix (matrik topi). Dari definisi *cross validation* pada persamaan (2.20) selanjutnya dibentuk kriteria *cross validation* sebagai berikut:

$$CV(\lambda) = n^{-1} \sum_{i=1}^n \left( \frac{y_i - \hat{f}(x_i)}{1 - A_{ii}(\lambda)} \right)^2 \quad (2.21)$$

dimana  $\hat{f}(x_i)$  merupakan penghalus yang dihitung berdasarkan  $n$  data pengamatan dengan parameter penghalusan  $\lambda$ .

*Generalized cross validation* (GCV) memperluas bentuk *cross validation* diatas sehingga memberikan penyelesaian yang lebih umum dan luas. Ide dasar *generalized cross validation* adalah menggantikan  $1 - A_{ii}(\lambda)$  dengan nilai rata-ratanya,  $1 - n^{-1} \text{tr} A_n(\lambda)$  [10]. Sehingga kriteria *generalized cross validation* dituliskan sebagai:

$$GCV(\lambda) = n^{-1} \sum_{i=1}^n \left( \frac{y_i - \hat{f}(x_i)}{1 - n^{-1} \text{tr} A_n(\lambda)} \right)^2 \quad (2.22)$$

memilih parameter penghalus dengan cara mencari nilai  $\lambda$  yang dapat meminimumkan fungsi  $GCV(\lambda)$  pada persamaan (2.22).

Parameter penghalus mengkompromikan antara derajat penghalusan penyesuaian kurva dengan kesesuaian kurva dengan data sebenarnya (semakin tepat penghalus kubik spline mengepaskan data, maka semakin kasar kurva tersebut, dan sebaliknya) [6] penelitian statistik dalam beberapa tahun ini mengembangkan pendukung secara teori bagaimana menentukan nilai parameter penghalus secara otomatis. Hal ini dikarenakan kedua metode tersebut diatas menggunakan taksiran penghalus yang masih belum diketahui bentuknya. Untuk itu biasanya pemilihan parameter penghalus dilakukan secara otomatis pada saat melakukan penaksiran bentuk modelnya.

### **2.3 DEMAM BERDARAH DENGUE**

Pada subbab ini akan diuraikan beberapa hal yang berhubungan dengan penyakit demam berdarah dengue. Bagian pertama menguraikan tentang Epidemiologi penyakit demam berdarah dengue. Bagian kedua akan menjelaskan tentang manifestasi klinis yang digunakan untuk menentukan apakah tersangka demam berdarah dengue terserang penyakit ini atau tidak. Bagian selanjutnya menguraikan tentang tatalaksana demam berdarah dengue, bagian akhir dari subbab ini menguraikan tentang sistem rujukan bagi penderita demam berdarah dengue.

#### **2.3.1 Epidemiologi Demam Berdarah Dengue**

Demam berdarah dengue selanjutnya dituliskan dengan DBD pada mulanya ditemukan di Manila pada tahun 1953 yang kemudian pada tahun-tahun berikutnya menyebar ke Asia tenggara. Selama dekade 1970-an, telah meluas sampai kepulauan

Pasifik dan selama dekade 1980-an sampai kepulauan Karibia, Amerika Tengah yang dimulai adanya wabah di Kuba pada tahun 1981.

Di Indonesia, penyakit DBD pertama kali ditemukan sekitar tahun 1968 di Surabaya dan kemudian di Jakarta. Sejak itu penyakit ini merupakan salah satu penyakit endemis di Indonesia. Penyakit ini dapat menyebabkan terjadinya gejala shock (renjatan), perdarahan (*gross bleeding*) dan kematian.

Menurut data Ditjen P2M-PLP (1991) setiap tahun jumlah penderita DBD meningkat, yaitu dari 58 penderita pada tahun 1968 dengan angka kesakitan (IR) 0,14 per 1000 penduduk meningkat menjadi 10.362 penderita pada tahun 1989 dengan IR 6,09; sedangkan pada tahun 1990 tercatat 22.807 penderita dengan IR 12,70 dan pada tahun 1991 jumlah penderitanya agak menurun sedikit yaitu 21.120 penderita dengan IR 11,56 per 1000 penduduk. Walaupun angka kesakitan mengalami peningkatan dari tahun ketahun tetapi angka kematian (CFR) penyakit ini dapat ditekan yaitu dari 41,4% pada tahun 1968 menurun menjadi 4,5% pada tahun 1989. Dan pada tahun 1990 turun menjadi 3,6%. Sedangkan data tahun 1991 menunjukkan hanya 2,7% angka kematian DBD (lihat Tabel.2.1).

Tabel.2.1. Jumlah Kasus DBD, angka kematian propinsi dan kabupaten yang terjangkit, dan insidens tiap tahun di Indonesia, 1986-1997

Tahun	Jumlah kasus DBD	Jumlah kematian	Case fatality rate (CFR)%	Jumlah propinsi yang terjangkit	Jumlah kabupaten yang terjangkit	Insidens per 100.000 penduduk
1968	58	24	41.3	2	2	0.05
1969	167	40	23.9	2	7	0.14
1970	477	90	18.8	4	8	0.40
1971	267	40	14.9	3	7	0.22
1972	1400	135	9.6	4	11	1.14

Lanjutan Tabel 2.1

1973	10189	470	4.6	10	67	8.14
1974	4586	180	3.9	10	69	3.57
1975	4548	368	8.1	19	89	3.47
1976	4548	214	4.7	19	93	3.38
1977	7826	320	4.1	16	112	5.69
1978	6989	384	5.5	20	125	4.96
1979	3422	165	4.8	23	105	2.37
1980	5007	243	4.8	23	115	3.39
1981	5978	231	3.9	24	125	3.96
1982	5451	255	4.7	22	142	3.53
1983	13668	491	3.6	22	162	8.65
1984	12710	382	3	20	160	7.86
1985	13588	460	3.4	19	15	8.14
1986	162529	608	3.7	23	159	9.79
1987	23864	1105	4.6	20	160	13.50
1988	57573	1527	3.2	25	201	27.09
1989	10362	464	4.5	24	163	6.09
1990	22807	821	3.6	21	177	12.70
1991	21120	578	2.7	24	181	11.56
1992	17620	509	2.9	24	187	9.45
1993	17148	418	2.4	25	198	9.17
1994	18783	471	2.5	27	217	9.72
1995	35102	885	2.5	26	227	18.50
1996	45548	1234	2.7	25	222	23.22
1997	30730	681	2.5	27	240	14.90

Selain itu telah banyak informasi epidemiologi yang dapat dikemukakan sebagai berikut. Angka kesakitan dan kematian DBD di berbagai negara sangat bervariasi dan tergantung pada berbagai macam faktor, seperti : status kekebalan dari populasi, kepadatan vektor dan frekuensi penularan (seringnya terjadi penular virus dengue), prevalensi sero tipe virus dengue dan keadaan cuaca. Di wilayah pengawasan WHO Asia Tenggara, Thailand merupakan negara peringkat pertama yang melaporkan banyak kasus DBD yang dirawat di rumah sakit. Sedangkan Indonesia termasuk peringkat kedua berdasarkan jumlah kasus DBD yang

dilaporkan. Sejak tahun 1980 jumlah kasus yang dilaporkan lebih dari 10000 setiap tahunnya. Insiden DBD tertinggi dilaporkan tahun 1987, dengan jumlah kasus 22760 dengan 1039 kasus meninggal (CFR 4.6%)

Selama awal tahun epidemi pada setiap negara penyakit DBD ini kebanyakan menyerang anak-anak dan 95% kasus yang dilaporkan berumur kurang dari 15 tahun. Walaupun demikian, berbagai negara melaporkan bahwa kasus-kasus dewasa meningkat selama terjadi kejadian luar biasa. Kelompok resiko tinggi meliputi anak berumur 5-9 tahun. Philipina dan Malaysia baru-baru ini melaporkan banyak kasus berumur lebih dari 15 tahun. Walaupun Thailand, Myanmar, Indonesia dan Vietnam tetap melaporkan banyak kasus di bawah 14 tahun. Kasus DBD yang berumur lebih 15 tahun banyak dijumpai di Amerika dari pada di Asia.

Jenis kelamin pernah ditemukan perbedaan nyata diantara anak laki-laki dan wanita. Beberapa negara melaporkan banyak kelompok wanita dengan DSS menunjukkan angka kematian yang tinggi daripada laki-laki. Singapura dan Malaysia pernah mencatat adanya perbedaan angka kejadian infeksi diantara kelompok etnik. Kelompok penduduk Cina banyak terserang DBD daripada yang lain. Penemuan dijumpai pada awal epidemi.

Di daerah yang sangat endemic di negara Philipina, Thailand, Myanmar, Malaysia, Singapura, Indonesia dan Vietnam, musim epidemik terjadi di saat musim hujan yang hampir setiap tahun terjadi. Banyaknya penderita sesuai dengan keadaan curah hujan yang hampir setiap tahun terjadi. Kejadian luar biasanya terjadi bulan Mei mencapai puncaknya pada bulan Juli dan Agustus, menurun pada bulan Oktober. Tetapi pada musim epidemik akhir-akhir ini ditemukan kasus DBD di awal bulan

Januari. Di Indonesia tidak seperti negara lain. Epidemik dimulai sesudah bulan September dan mencapai puncaknya pada bulan Desember.

### **2.3.2 Manifestasi Klinis**

Penyakit Demam Berdarah Dengue dikenal sebagai penyakit akut pada anak sebagian besar menunjukkan empat gejala klinik : panas tinggi mendadak, timbulnya fenomena perdarahan, ditemukan pembesaran hati dan sering terjadi kegagalan sirkulasi sehingga terjadi renjatan. Hasil pemeriksaan laboratorium pada awal fase panas menunjukkan harga: leukosit normal atau leukopeni dengan dominasi sel netrofil. Pada akhir fase panas sering dijumpai limfositosis relatif yaitu dengan ditemukan limfosit atipik lebih dari 15%. Selain itu, hasil hitung trombosit menunjukkan tanda trombositopenia dan hasil pemeriksaan hematokrit menunjukkan peningkatan yang lebih dari 20% harga normal.

Di RSUD Dr. Soetomo Surabaya 70-80% penderita didiagnosis sebagai DBD berdasarkan kriteria WHO 1975/1986 sebagai berikut :

#### **a. Kriteria Klinis**

1. Panas mendadak tinggi terus menerus dan berlangsung selama 2-7 hari.
2. Manifestasi perdarahan, meliputi minimal uji tourniquet menunjukkan hasil yang positif disertai peteki tersebar, bercak peteki yang saling tumpang tindih, epistaksis, perdarahan gusi, melena dan hematemesis.
3. Pembesaran hati.

4. Renjatan yang manifestasinya cepat dengan nadi melemah disertai tekanan yang menyempit (20 mmHg atau kurang) atau hipotensi dengan ditandai dengan kulit yang lembab dingin dan penderita gelisah.

**b. Kriteria Laboratorium**

- Trombositopeni ( $\leq 100000$ )
- Hemokonsentrasi : hematokrit meningkat 20% atau lebih dari harga normal saat penderita sembuh.
- Diagnosis DBD menjadi jelas apabila trombosit turun segera sebelum atau bersamaan dengan meningkatnya hematokrit. Kurun waktu perjalanan klinis yang ada hubungannya dengan menurunnya jumlah trombosit dan meningkatnya hematokrit merupakan satu kesatuan yang hanya dijumpai pada penderita DBD. Perubahan ini ada hubungannya dengan beratnya penyakit yaitu ketika penderita sedang mengalami kekacauan sistem patofisiologinya sehingga keadaan faal hemostatis menjadi abnormal dan terjadilah kebocoran plasma. Hasil penelitian Sasongko (1994) di RSUD Dr. Soetomo mengemukakan bahwa kebocoran plasma pada penderita DSS dapat mencapai lebih dari 20-30%. beberapa kejadian yang membuktikan adanya kejadian kebocoran plasma adalah : keadaan anemia, perdarahan hebat, efusi pleura dan hipoalbuminemi.

Walaupun DBD dianggap sebagai penyakit yang akut, tetapi tidak semua penderita DBD akan jatuh dalam shock yang berat. WHO membuat klasifikasi derajat penyakit tersebut sebagai berikut. Derajat I, panas diikuti dengan gejala tambahan yang tidak spesifik. Manifestasi perdarahan hanya ditunjukkan dengan uji

tourniquet positif. Derajat II, manifestasi klinik pada derajat I ditambah dengan manifestasi perdarahan spontan di bawah kulit seperti peteki, hematoma dan perdarahan dari lain tempat. Derajat III, manifestasi klinik pada derajat II ditambah ditemukan manifestasi kegagalan system sirkulasi berupa nadi yang cepat dan lemah, menyempitnya tekanan nadi (20 mmHg atau kurang) atau hipotensi dengan kulit yang lembab dingin dan penderita gelisah. Derajat IV, manifestasi klinik pada derajat III ditambah dengan ditemukan manifestasi renjatan yang berat dengan ditandai tensi tak terukur dan nadi tak teraba.

Manifestasi klinik DBD yang jarang sekali terjadi diuraikan sebagai berikut. Kelainan utama dari penyakit DBD jarang melibatkan organ vital. Tanda dan gejala yang melibatkan organ vital merupakan dampak kelainan sekunder akibat kebocoran plasma, renjatan dan perdarahan. Hal ini hanya ditemukan pada beberapa penderita DBD saja. Kasus yang jarang pernah dilaporkan pada pertemuan ilmiah di RS Sumber Waras Jakarta sebagai masalah kasus yang perlu diwaspadai. Apabila organ vital susunan syaraf pusat terserang maka manifestasi klinik yang timbul adalah gejala kejang, otot spastik dan ditemukan perubahan kesadaran. Selain itu dijumpai kelainan faal hati dan faal ginjal.

Pada diagnosis serologi penyakit DBD dilakukan sebagai berikut:

1. Uji hambatan hemaglutinasi

Pada umumnya penyakit yang disebabkan virus dapat dikonfirmasi dengan pemeriksaan uji hambatan hemaglutinasi (HI test). Untuk mengkonfirmasi penderita penyakit infeksi virus dengue disarankan pemeriksaan uji

hemaglutinasi yang telah dimodifikasi oleh Clarke dan Cosala dengan menggunakan system mikro titrasi yang sudah lazim digunakan dimana-mana.

## 2. Uji Netralisasi

Variasi uji Netralisasi telah dikembangkan untuk mengukur antibodi dengue. Keputusan mengemukakan bahwa ukuran yang dipakai jika akhir uji netralisasi ditemukan 50% reduksi plaque di jaringan sel LLCMK.

## 3. Uji Fiksasi Komplemen

Uji fiksasi komplemen dapat juga dipakai sebagai diagnosis serologi apabila fasilitas ini ada. Tetapi sediaan darah yang berasal dari kertas saring tidak dapat dipakai untuk uji fiksasi komplemen karena sel-sel darah merah telah lisis. Uji fiksasi komplemen berguna jika anti Den IgG terfiksir komplemen dengan antigen Den. Keberadaan antibody fiksasi komplemen pada serum penderita saat fase penyembuhan menunjukkan respon imun sekunder.

## 4. Teknik Hemadsorpsi Immunosorben

Uji ini dipakai di laboratorium diagnostik untuk mendeteksi IgM spesifik terhadap virus dengue. Teknik yang digunakan adalah uji imunologik dengan menunjukn adanya selubung antibody pada eritrosit.

## 5. Uji Elisa Anti-Dengue IgM

Uji "antibody-capture Elisa" telah berhasil mengukur titer antibody IgM terhadap virus dengue. Uji ini telah dipakai untuk membedakan infeksi virus dengue dari infeksi virus Japanese B.ensefalitis.

Manifestasi klinis DBD juga dapat dilakukan dengan Isolasi Virus, darah beku atau darah yang dicampur dengan heparin yang diperoleh dari seorang

penderita di saat awal perjalanan penyakitnya diperbolehkan untuk pemeriksaan isolasi virus. Serum atau plasma sebaiknya dipisahkan dan segera dipakai atau disimpan pada suhu negatif  $60^{\circ}\text{C}$  atau lebih rendah sampai dipakai. Untuk penyimpanan jangka pendek, bahan dapat disimpan pada  $4^{\circ}\text{-}8^{\circ}\text{C}$  selama 24 jam.

### 2.3.3 Tatalaksana Demam Berdarah Dengue

Penderita demam berdarah dengue yang mengeluh panas dan badan terasa ngilu dapat diberikan obat anti piretika parasetamol. Obat panas seperti salisilat sebaiknya jangan diberikan sebab obat ini dapat menyebabkan perdarahan dan asidosis. Pada saat fase panas penderita dianjurkan banyak minum air buah atau oralit yang biasa dipakai untuk mengatasi diare. Apabila hematokrit meningkat lebih dari 20% dari harga normal merupakan indicator adanya kebocoran plasma dan sebaiknya penderita dirawat dengan diberikan infus cairan kristaloid maupun elektrolit. Pada kasus dengan derajat I dan II, cairan pengganti dapat diberikan pada penderita rawat jalan di pusat rehidrasi selama kurun waktu 12-24 jam.

Penderita DBD harus menjalani rawat inap di rumah sakit dengan indikasi berikut. Penderita DBD yang gelisah dengan ujung ekstremitas yang teraba dingin, nyeri perut dan produksi air kemih yang kurang sebaiknya dianjurkan rawat inap. Penderita dengan tanda-tanda perdarahan dan hematokrit yang tinggi harus dirawat di rumah sakit untuk memperoleh cairan pengganti segera. Cairan pengganti untuk penderita DBD. Volume dan macam cairan sama seperti yang digunakan pada kasus diare dengan dehidrasi sedang (6-10% kekurangan cairan) tetapi tetesan harus hati-hati. Kebutuhan cairan sebaiknya diberikan dalam waktu 2-3 jam pertama dan

selanjutnya tetesan diatur kembali dalam waktu 24-48 jam saat kebocoran plasma terjadi. Pemeriksaan hematokrit secara seri ditentukan setiap 4-6 jam dan mencatat data vital dianjurkan setiap saat untuk menentukan atau mengatur agar memperoleh jumlah cairan pengganti yang cukup dan cegah pemberian transfusi berulang. Petunjuk pemberian cairan jumlah tetesan harus jelas. Perhitungan secara sebagai berikut :

$$(\text{ml/jam}) = (\text{tetesan/menit}) \times 3$$

cairan pengganti adalah volume minimal yang cukup untuk mempertahankan sirkulasi secara efektif selama periode kebocoran (24-48 jam) pemberian cairan yang berlebihan akan menyebabkan kegagalan faal pernafasan (efusi pleura dan asites), menumpuknya cairan dalam jaringan paru yang berakhir dengan edema.

Tipe Cairan yang digunakan dalam penatalaksanaan penyakit DBD adalah sebagai berikut.

1. Kristaloid :

Ringer Laktat

5% Dekstrose di dalam larutan Ringer Laktat

5% Dekstrose di dalam larutan Ringer Asetat

5% Dekstrose di dalam larutan setengah normal garam faali, dan

5% Dekstrose di dalam larutan normal garam faal

2. Kolodial

Plasma expander dengan berat molekul rendah (Dekstran 40)

Tabel 2.2 berikut menunjukkan kebutuhan cairan penderita DBD dengan berbagai kondisi berdasarkan Berat Badan (BB) dan lama perawatan di rumah sakit.

Tabel.2.2 Kebutuhan cairan untuk penderita dengan dehidrasi sedang (diberikan secara intravena ... ml/kgBB)

BB	7 Kg	7-11Kg	11-18 Kg	>18 Kg
Rawat inap hari I	220 ml	165 ml	132 ml	88 ml
Rawat inap hari II	165 ml	132 ml	88 ml	88 ml
Rawat inap hari III	132 ml	88 ml	88 ml	80 ml

Pada penderita DBD yang dirawat hari I dengan Hematokrit meningkat lebih 20%, jumlah cairan tidak boleh lebih dari 500 ml atau tidak boleh diberikan dalam waktu lebih dari 6 jam (petunjuk diambil dari Pediatric Clinic of North America 1964;11:109).

Penatalaksanaan renjatan diberikan kepada penderita DBD yang datang dalam keadaan berat diuraikan sebagai berikut. "Dengue Shock Syndrome" (sindroma renjatan dengue) termasuk kasus kegawatan yang membutuhkan penanganan secara cepat dan perlu memperoleh cairan pengganti secara cepat. Biasanya dijumpai kelainan asam basa dan elektrolit (hiponatremi). Dalam hal ini perlu dipikirkan kemungkinan dapat terjadi DIC. Berkumpulnya asam dalam darah mendorong terjadinya DIC yang dapat menyebabkan terjadinya perdarahan hebat dan renjatan yang sukar diatasi.

Penggantian secara cepat plasma yang hilang digunakan dalam larutan garam isotonic (Ringer Laktat, 5% Dekstrose dalam larutan ringer laktat atau 5% Dekstrose dalam larutan ringer asetat dan larutan normal garam faali) dengan jumlah 10-20 ml/kg/l jam atau pada kasus yang sangat berat (derajat IV) dapat diberikan bolus 10 ml/kg (1 atau 2x).

Jika syok berlangsung terus dengan hematokrit yang tinggi, larutan koloidal (dekstran dengan berat molekul 40.000 di dalam larutan normal garam faal atau plasma) dapat diberikan dengan jumlah 10-20 ml/kg/jam.

Transfusi darah merupakan indikasi pada kasus dengan renjatan yang sangat berat atau renjatan berkelanjutan walaupun hematokrit belum menurun secara nyata setelah diberikan cairan pengganti. Jika tanda perbaikan tampak, cairan pengganti yang diberikan secara intravena dikurangi setiap 1-2 jam dalam waktu 24 jam.

Pemberian cairan infus dilanjutkan dengan tetesan yang diatur sesuai dengan plasma yang hilang, dan sebagai petunjuk digunakan harga hematokrit dan tanda-tanda vital yang ditemukan selama kurun waktu 24-48 jam. Pemasangan *central venous pressuredan* kateter urinal penting untuk penatalaksanaan penderita DBD yang sangat berat dan sukar diatasi. Cairan koloidal diindikasikan pada kasus dengan kebocoran plasma yang banyak sekali yang telah memperoleh cairan kristaloid yang cukup banyak.

Pada kasus bayi 5% dekstrose di dalam setengah larutan normal garam faali (5% dekstrose/  $\frac{1}{2}$  NSS) dipakai pada awal memperbaiki keadaan penderita dan 5% dekstrose di dalam  $\frac{1}{3}$  larutan normal garam faali boleh diberikan pada bayi dibawah 1 tahun, jika kadar natrium dalam darah normal. Infus dapat dihentikan bila hematokrit turun sampai 40% dengan tanda vital stabil dan normal. Produksi urine baik merupakan indikasi sirkulasi dalam ginjal cukup baik. Nafsu makan yang meningkat menjadi normal dan produksi urine yang cukup merupakan tanda penyembuhan.

Pada umumnya 48 jam sesudah terjadi kebocoran atau renjatan tidak lagi membutuhkan cairan. Reabsorpsi plasma yang telah keluar dari pembuluh darah membutuhkan waktu 1-2 hari sesudahnya. Jika pemberian cairan berlebihan dapat terjadi hipervolemi, kegagalan faal jantung dan edema paru. Dalam hal ini hematokrit yang menurun pada saat reabsorpsi jangan diinterpretasikan sebagai perdarahan dalam organ. Pada fase reabsorpsi ini tekanan nadi kuat (20 mmHg) dan produksi urine cukup dengan tanda-tanda vital yang baik.

Pada kasus yang berat hiponatremia dan asidosis metabolic sering dijumpai, oleh karena itu kadar elektrolit dan gas dalam darah sebaiknya ditentukan secara teratur terutama pada kasus dengan renjatan berulang. Kadar kalium dalam serum pada serum pada kasus yang berat biasa rendah, terutama kasus yang memperoleh plasma dan darah yang cukup banyak. Kadang-kadang terjadi hipoglemia.

Pada beberapa kasus obat penenang memang dibutuhkan terutama pada kasus yang sangat gelisah. Obat yang hepatotoksik sebaiknya dihindarkan, chloral hidrat oral atau rectal dianjurkan dengan dosis 12.5-15 mg/kg (tetapi jangan lebih 1 jam) digunakan sebagai satu macam obat hipnotik. Di RSUD Dr. Soetomo digunakan valium 0.3 mg-0.5 mg/kg/BB/1 kali (bila tidak terjadi gangguan system pernafasan) atau Largactil 1 mg/kg BB/kali. Terapi dengan menggunakan oksigen diberikan kepada semua penderita DBD yang mengalami renjatan.

Penderita yang menunjukkan gejala perdarahan seperti hematemesis dan melena diindikasikan untuk memperoleh transfusi darah. Darah segar sangat berguna untuk mengganti volume masa sel darah merah agar menjadi normal.

Untuk mencapai pelayanan yang lebih baik penderita DBD sebaiknya diletakkan di ruangan kegawatan yang dilengkapi sarana mencegah penularan penyakit DBD di rumah sakit. Paramedis dan orang tua diharapkan dapat membantu pemberian cairan per oral dan mengamati cairan yang diberikan melalui infus dan keadaan umum penderita.

#### 2.3.4 Sistem Rujukan

Seorang ibu harus mengkonsultasikan putra-putrinya kepada dokter Puskesmas atau dokter praktek apabila ditemukan tanda-tanda dan gejala berikut ini :

- Panas mendadak 2-7 hari disertai gejala perdarahan seperti keluarnya darah dari hidung tanpa sebab atau muntah darah atau berak darah atau ditemukan bintik-bintik seperti digigit nyamuk ekstremitas atau di tubuh.
- Anak tampak lemah tidak suka makan dan minum, sering kali disertai gejala mual dan muntah, nyeri perut terutama di bagian kanan atas.
- Gejala gawat apabila penderita betul-betul tidak sadar, kejang dan ujung-ujung ekstremitas terasa dingin seperti pelepah pisang.

Kapan penderita tersangka demam darah dengue harus dirawat ?

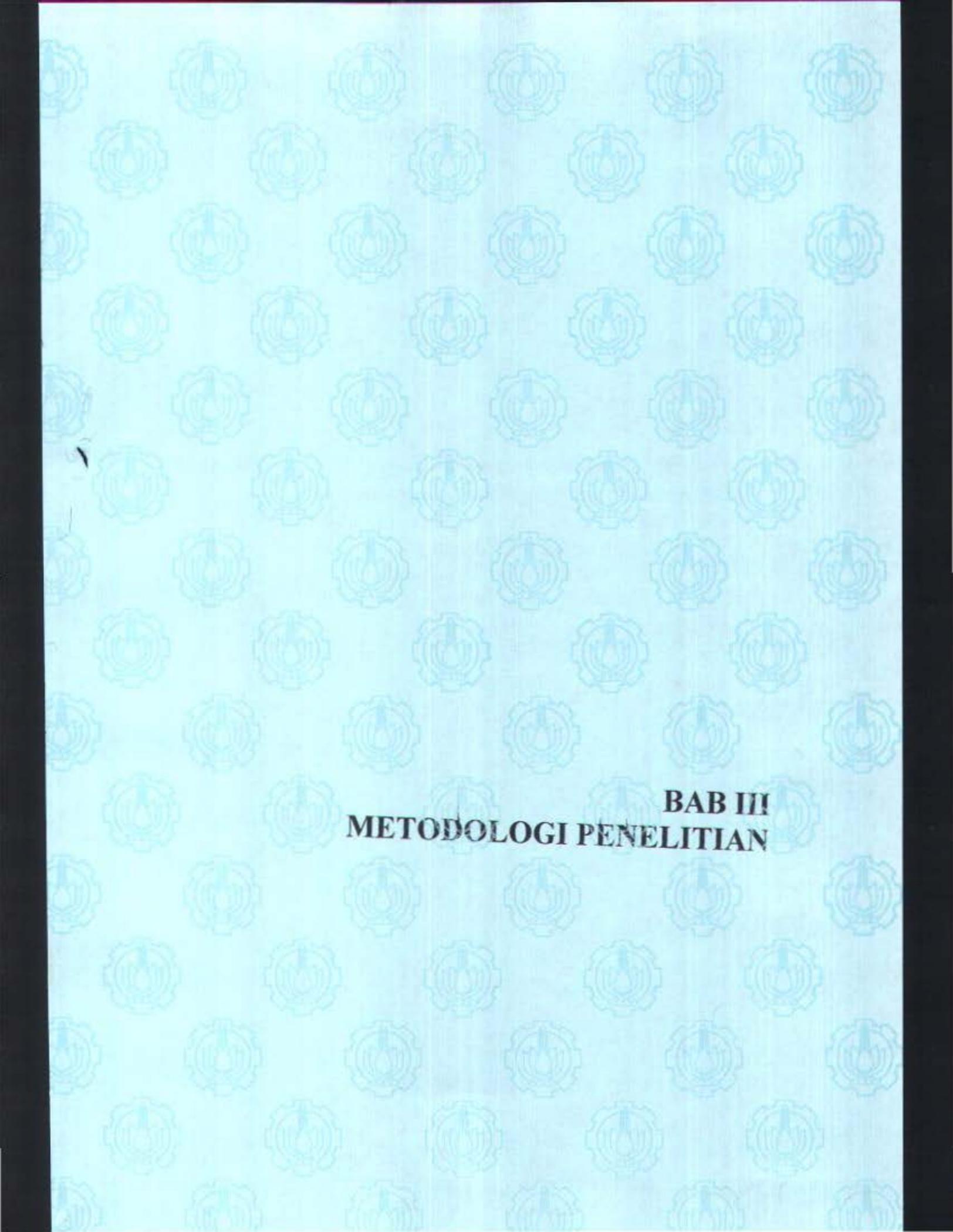
- Penderita yang mengeluh panas hari ke tiga atau lebih
- Penderita yang mengeluh panas hari pertama dan ke dua disertai kejang
- Penderita yang mengeluh panas hari pertama dan ke dua lebih dari 39.5°C
- Penderita yang mengeluh panas hari pertama dan ke dua disertai perdarahan

- Penderita yang mengeluh panas hari pertama dan ke dua disertai penyakit penyerta yang membahayakan penderita seperti sesak napas, diare dan mengidap kurang gizi.

Kasus demam berdarah dengue derajat I dan II dengan keluhan panas hari pertama dan ke dua masih dapat tinggal di rumah dengan petunjuk sering minum air buah atau minum minuman berkalori tinggi dan dianjurkan makan makanan yang disukai.

Untuk mengatasi panas penderita dianjurkan memberikan obat panas yang aman seperti parasetamol dengan dosis 10-15 mg/kgBB/dosis tiga kali sehari untuk penderita yang mengeluh panas lebih dari tiga hari dianjurkan dirawat di Puskesmas yang memiliki sarana rawat inap, atau ke rumah sakit dan dianjurkan diinfus dengan cairan D5 Ringer Laktat atau D5 Saline 0.45% atau 0.5 Saline 0.225% dengan alur tatalaksana DBD 753. Kasus demam berdarah dengue yang gawat yaitu derajat III dan IV, dianjurkan dirawat di rumah sakit tipe C, B, A yang memiliki hubungan kerja dengan PMI. Kasus demam berdarah dengue yang gawat disertai penyakit perdarahan hebat, ensefalopati, kegagalan faal paru dan jantung sebaiknya dirawat di rumah sakit tipe A yang memiliki perawatan intensif yang cukup memadai.

Penyakit Demam Berdarah Dengue (DBD) masih merupakan masalah kesehatan yang penting, karena dapat menyebabkan terjadinya wabah pada saat-saat tertentu yang sulit diramalkan, patofisiologi renjatan masih belum jelas, belum ditemukannya vaksin yang ampuh, masih kurangnya partisipasi masyarakat dalam pemberantasan sarang nyamuk..



**BAB III**  
**METODOLOGI PENELITIAN**

## BAB III

### METODOLOGI PENELITIAN

#### 3.1 Bahan dan Variabel Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data mengenai keadaan pasien demam berdarah dengue yang diduga berpengaruh terhadap tingkat derajat penyakit ini. Derajat penyakit demam berdarah dengue dapat menyebabkan kematian. Data tersebut diambil lewat catatan medik (*medical record*) RSUD Dr. Soetomo Surabaya. Sedangkan objek pengamatannya adalah Penderita Demam Berdarah Dengue (DBD) yang telah dirawat di ruang penyakit menular anak (SMF Anak) RSUD Dr. Soetomo. Data diambil berdasarkan nomor registrasi pasien yang tercatat di SMF anak selama kurun waktu 30 Maret 1999 sampai dengan 29 Februari 2000. Selanjutnya berdasarkan nomor registrasi tersebut data status pasien diambil lewat Pusat Pelayanan Rekam Medik (PPRM) dengan dibantu pihak RSUD Dr. Soetomo.

Dalam penelitian ini sebagai variabel respon (Y) adalah status derajat penderita demam berdarah dengue. Variabel respon Y memiliki dua kategori yaitu:

1.  $Y_1 = 0$  jika status penderita menunjukkan derajat ringan yaitu penderita dengan gejala-gejala pada grade 1 dan grade 2.
2.  $Y_2 = 1$  jika status penderita menunjukkan derajat berat yaitu penderita dengan gejala-gejala pada grade 3 dan grade 4.

Sedangkan variabel prediktor atau faktor-faktor prognosis dalam penelitian ini adalah keadaan pasien yang datang ke rumah sakit yang meliputi variabel-variabel :

1. Jenis Kelamin ( $X_1$ ).

Jenis Kelamin terdiri atas Laki-Laki dan Perempuan masing-masing dengan kode 1 untuk laki-laki dan 2 untuk perempuan.

2. Umur Penderita ( $X_2$ ).

Umur Penderita adalah waktu kehidupan yang dijalani penderita dari saat lahir sampai dicatat dan dirawat RSUD Dr. Soetomo karena menderita demam berdarah dengue. Umur ini diukur dalam satuan tahun.

3. Kecepatan penderita dikirim ke rumah sakit ( $X_3$ ).

Kecepatan penderita dikirim ke rumah sakit adalah waktu yang dinyatakan dengan hari, mulai penderita mengalami demam sampai dikirim ke / masuk RSUD Dr. Soetomo.

4. Satus gizi ( $X_4$ ).

Status gizi penderita dalam kasus ini adalah status gizinya saat menderita demam berdarah dengue dan dirawat di RSUD Dr. Soetomo. Status gizi penderita demam berdarah dengue dengan kriteria: kurang, cukup, baik dan lebih. Masing-masing dengan kode 1 untuk kurang, kode 2 untuk cukup, kode 3 untuk baik, dan kode 4 untuk kategori gizi lebih (*overweight*).

### 3.2 Pengolahan Data

Dalam penelitian ini digunakan dua metode yaitu metode regresi logistik yang menggunakan asumsi prediktor model linier, dimana variabel prediktor berpengaruh terhadap logit mean respon dalam bentuk linier disebut dengan model regresi logistik atau *regresi logistik linier*. Metode kedua menggunakan metode

regresi logistik tanpa menggunakan asumsi linier terhadap hubungan tersebut. Metode kedua memberikan kesempatan kepada data untuk menunjukkan kecenderungan hubungan sebenarnya tanpa menggunakan asumsi-asumsi yang kaku. Metode regresi logistik tanpa asumsi linier menggunakan bentuk prediktor model additive, dimana variabel prediktor berhubungan dengan logit mean respon sebagai jumlahan fungsi penghalus tunggal variabel prediktornya. Sebelum dilakukan analisis untuk menjawab tujuan penelitian ini, terlebih dahulu dianalisis dengan menggunakan statistik deskriptif yang digunakan untuk mengetahui karakteristik penderita demam berdarah dengue yang datang ke RS.Dr.Soetomo, Surabaya. Dengan analisa deskriptif dapat dilihat secara sekilas mengenai gambaran data tersebut.

### 3.2.1 Memodelkan resiko status derajat penderita demam berdarah dengue dengan menggunakan model logistik

Untuk memperoleh model empiris dan faktor-faktor yang berpengaruh terhadap status derajat penyakit maka digunakan metode regresi logistik linier. Langkah-langkah untuk memperoleh model regresi logistik linier adalah sebagai berikut:

1. Melakukan Penyesuaian model regresi logistik linier dengan menggunakan prosedur *Iteratively Reweighted Least Square* (IRLS) untuk mendapatkan nilai taksiran parameter yang meminimumkan fungsi likelihood.

Taksiran yang meminimumkan fungsi likelihood dapat dilakukan dengan melakukan penurunan terhadap  $\beta_j$  dan hasilnya dinyatakan dengan nol.

$$\frac{\partial L(\beta)}{\partial \beta} = \sum_{i=1}^n y_i x_{ij} - \sum_{i=1}^n x_{ij} \left[ \frac{\sum_{j=0}^p \beta_j x_{ij}}{1 + e^{\sum_{j=0}^p \beta_j x_{ij}}} \right]$$

Akan tetapi persamaan likelihood adalah fungsi yang nonlinear sehingga untuk menaksir  $\hat{\beta}$  dengan menggunakan metoda Maksimum Likelihood (ML) dibutuhkan penyelesaian secara iterasi dengan menggunakan iterasi Newton Raphson. Proses iterasi ini dinamakan *iteratively reweighted least square*.

2. Melakukan analisis pada model regresi logistik linier tunggal pada setiap variabel. Langkah ini digunakan untuk mendapatkan taksiran peranan masing-masing dengan melihat hasil uji statistiknya masing-masing.
3. Melakukan pemilihan variabel yang potensial akan dimasukkan ke dalam model regresi logistik linier berganda. Variabel yang dianggap secara signifikan berpengaruh pada model jika memenuhi kriteria signifikansi  $p < 0.25$ .
4. Melakukan identifikasi variabel-variabel yang dianggap penting dalam model regresi logistik linier berganda dengan menggunakan statistik uji Wald.
5. Melakukan uji rasio likelihood untuk penilaian signifikansi variabel yang dihilangkan dengan membandingkan  $-2\ln$  pada model yang ringkas dengan  $-2\ln$  pada model yang lebih lengkap.
6. Mengulangi langkah keempat dan kelima sampai tercapai model yang akan terdiri atas variabel-variabel yang dianggap penting.

### 3.2.2 Memodelkan resiko status derajat penderita demam berdarah dengue dengan menggunakan model logistik

Pada sub-subbab ini akan dibahas mengenai permasalahan penyesuaian model regresi logistik additive. Adapun prosedur yang digunakan adalah local scoring algorithm, yang merupakan perluasan dari prosedur untuk penaksiran parameter model regresi logistik linier. Adapun langkah-langkah analisis dengan menggunakan model regresi logistik additive adalah sebagai berikut.

1. Membuat plot antara nilai penyesuaian (*fitted value*) dengan variabel prediktornya. Langkah ini digunakan untuk melihat kontribusi masing-masing variabel prediktor dalam penyesuaian model additive.
2. Melakukan penyesuaian model regresi logistik additive secara tunggal yang bertujuan untuk melihat kontribusi tersebut dengan melihat uji statistiknya. Prosedur untuk melakukan penyesuaian model regresi logistik additive adalah dengan menggunakan *local scoring algorithm* pada sub-subbab 2.2.3 bagian terdahulu. Taksiran yang meminimumkan fungsi likelihood dapat dilakukan dengan melakukan penurunan terhadap  $f_j$  dan hasilnya dinyatakan dengan nol.

$$\frac{\partial L(f)}{\partial f} = \sum_{i=1}^n y_i x_{ij} - \sum_{i=1}^n x_{ij} \left[ \frac{e^{\sum_{j=0}^p f_j(x_{ij})}}{\sum_{j=0}^p f_j(x_{ij}) + 1} \right]$$

3. Melakukan penyesuaian model regresi logistik additive secara berganda untuk melihat pengaruh semua variabel prediktor terhadap model secara

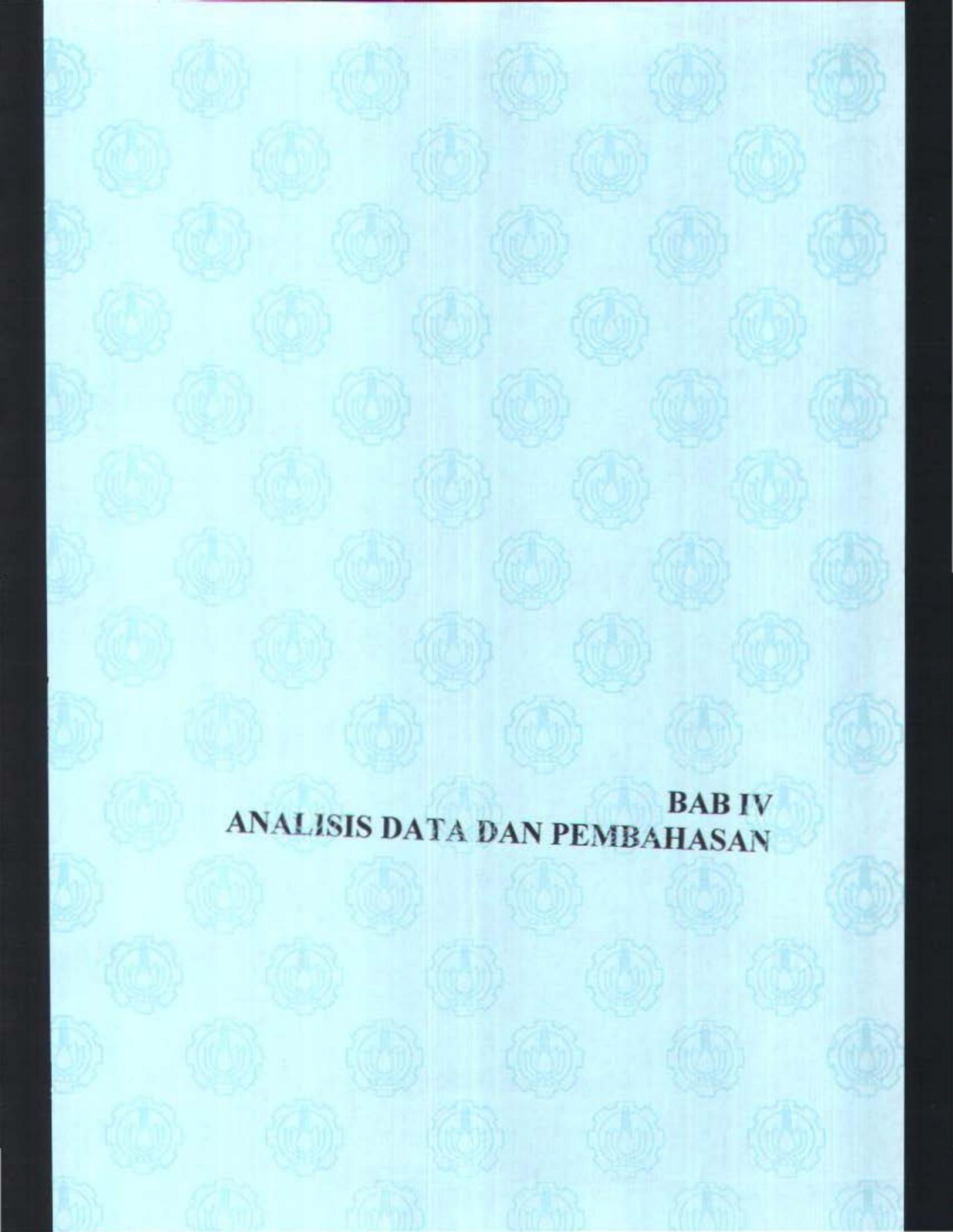
bersama-sama yang juga dengan menggunakan prosedur *local scoring algorithm*.

4. Melakukan pemilihan model yang sesuai untuk regresi logistik additive dengan menggunakan *analysis of deviance*. Devians dihitung sebagai berikut:

Devians residuals didefinisikan sebagai

$$r_i = \text{sign}(y_i - \hat{\mu}_i) \sqrt{\text{Var}(\hat{\mu}_i)}$$

dan devians merupakan jumlah kuadrat dari devians residual  $D = \sum_{i=1}^n (r_i)^2$ .



**BAB IV**  
**ANALISIS DATA DAN PEMBAHASAN**

## BAB IV

### ANALISIS DATA DAN PEMBAHASAN

Data penderita demam berdarah dengue yang telah diperoleh dari PPRM RSUD Dr. Soetomo, selanjutnya dilakukan pengolahan dan dianalisis agar dapat menjawab tujuan dari penelitian ini. Dalam bab ini akan dibahas mengenai resiko status derajat penderita demam berdarah dengue berdasarkan keadaan penderita ketika masuk ke rumah sakit. Bagian pertama menggambarkan karakteristik penderita demam berdarah dengue. Bagian kedua melakukan analisis dengan menggunakan model regresi logistik asumsi linear dan bagian ketiga melakukan analisis dengan model logistik additive, dimana hubungan antara logit mean respon dengan variabel prediktor terjadi dalam bentuk yang tidak diketahui.

#### 4.1 Karakteristik penderita Demam Berdarah Dengue

Selama 30 Maret 1999 sampai dengan 29 Februari 2000 pasien yang menjalani rawat inap di SMF Anak RSUD Dr. Soetomo sebanyak 154 pasien. Dan dengan sistem perawatan yang sudah semakin baik, dalam rentang waktu tersebut hanya 3 pasien yang meninggal dunia. Adapun untuk masing-masing variabel dapat diuraikan sebagai berikut:

##### 1. Variabel Jenis Kelamin

Pada variabel jenis kelamin ini, dihitung proporsi masing-masing level. Dari Lampiran A2 terlihat bahwa proporsi penderita demam berdarah dengue terbanyak

berjenis kelamin perempuan yaitu sebesar 0.56 atau sebanyak 87 penderita. Dari jumlah tersebut 70% nya menderita dengan status berat. Penderita dengan status berat ini adalah proporsi terbesar dari pasien yang dirawat di SMF Anak dr. Soetomo yaitu sebesar 73% atau sejumlah 112 pasien. Dibandingkan dengan status penyakit kategori ringan yang hanya 42 pasien atau sebesar 27%. Atau dengan kata lain, banyak pasien yang datang ke rumah sakit dengan kondisi yang sudah berat karena orangtua penderita tidak menyadari bahwa anaknya mengidap penyakit demam berdarah dengue ini. Hal ini dimungkinkan karena gejala penyakit ini tidak khas dan untuk menentukan diagnostik penyakit ini memerlukan pengalaman dokter di klinik lebih dari 3 tahun. Untuk itu diperlukan antisipasi yang lebih dari pihak rumah sakit untuk melakukan perawatan terhadap penderita demam berdarah dengue. Keterangan mengenai jenis kelamin pada penderita demam berdarah dengue belum jelas. Pada umumnya anak laki-laki rentan terhadap infeksi. Hal ini disebabkan karena produksi imunoglobulin dan antibodi dikelola melalui genetika dan proses hormonal, dimana anak perempuan lebih efisien dalam memproduksi imunoglobulin.

## **2. Variabel Umur**

Umumnya penderita demam berdarah dengue ini adalah anak-anak. Pada variabel umur ini, selengkapnya dapat dilihat pada Lampiran A1. Umur penderita penyakit ini berkisar dari 0.5 tahun sampai umur 14 tahun. Dengan rata-rata umur penderita pada umur 6,8 tahun.

### **3. Variabel Kecepatan Kirim (dalam hari)**

Pada variabel kecepatan kirim, umumnya penderita dikirim ke rumah sakit pada panas hari ke-2 sampai hari ke-7 dengan rata-rata kirim 4.4 hari. Keterlambatan kirim dapat menyebabkan penderita dapat menjadi syok dan ini dapat mengakibatkan kematian pada penderita. Derajat sering terjadi pada hari ketiga, keempat dan kelima dari awal penderita mengalami panas. Kecepatan dan ketepatan pengobatan pada awal terjadinya renjatan berpengaruh pada besarnya angka kematian pada kasus sindroma renjatan degue.

### **4. Variabel Tingkat Gizi**

Komposisi pada variabel tingkat gizi, proporsi terbesar penderita DHF yang dirawat di rumah sakit adalah penderita dengan tingkat gizi cukup yaitu sebesar 73 penderita atau sebesar 47,4%. Sementara proporsi terkecil pada tingkat gizi kurang yaitu sebesar 6,5% (10 penderita).

#### **4.2 Analisa terhadap resiko status derajat penderita DBD dengan menggunakan model logistik**

Model regresi logistik dikotomus digunakan untuk menggambarkan pola hubungan antara variabel keluaran (variabel respon) yang bersifat biner dengan satu atau beberapa variabel independen (variabel prediktor) yang bersifat diskrit atau kontinyu. Dalam penelitian ini kategori variabel respon dikotomusnya adalah status derajat penderita demam berdarah dengue yang terdiri atas status ringan dan status berat. Pada penyakit demam berdarah dengue, berdasarkan berat ringannya penyakit oleh WHO diklasifikasikan menjadi empat stadium, dimana untuk grade satu dan

grade dua penderita yang dirawat dirumah sakit tidak memiliki peluang untuk meninggal dalam perawatan. Sedangkan untuk grade tiga dan empat, penderita yang menjalani perawatan di rumah sakit masih memiliki peluang untuk meninggal. Sehingga dalam penelitian ini, grade pertama dan kedua dikategorikan sebagai status ringan dan grade tiga dan empat dikategorikan sebagai status berat. Sedangkan variabel prediktor yang digunakan adalah jenis kelamin (Sex), umur (Age), kecepatan penderita dikirim ke rumah sakit (Day) dan tingkat gizi penderita pada saat masuk rumah sakit (Nutri).

#### 4.2.1 Analisa terhadap resiko status derajat penderita demam berdarah dengue menggunakan model regresi logistik secara tunggal

Pengujian variabel secara tunggal akan memberikan informasi tentang variabel-variabel yang berpengaruh terhadap perubahan responnya secara individu. Suatu variabel dikatakan mempunyai pengaruh bila maksimum signifikan pada level yang diinginkan terpenuhi. Dan tidak signifikan bila lebih dari nilai maksimum signifikan, yaitu sebesar  $\alpha = 5\%$ . Pada model regresi logistik linear tunggal yang dapat dilihat pada Lampiran B1, variabel yang signifikan berpengaruh terhadap status derajat penderita hanyalah variabel kecepatan kirim penderita ke rumah sakit (Day). Hasil estimasi parameter variabel independen tersebut untuk model regresi logistik linear tunggal ringkasannya dapat dilihat pada Tabel.4.1.

Tabel 4.1 Estimasi parameter dari variabel independent untuk regresi logistik tunggal

Variabel	B-value	$e^B$	Wald	p-value	Signifikansi
Sex (1 = Laki-laki)	-0.1532	0.8579	-0.8285	0.2037	Tidak
Intercept	1.0060	2.7347	5.4395	0.0000	Ya
Age	-0.0573	0.9443	-1.0923	0.1373	Tidak

Intercept	1.3808	3.9782	3.3203	0.0004	Ya
Day	0.3381	1.4023	1.8048	0.0356	Ya
Intercept	-0.4832	0.6168	-0.5898	0.2777	Tidak
Nutri (1 = Kurang)	-0.6759	0.5087	-1.2989	0.0970	Tidak
Nutri (2 = Cukup)	-0.2530	0.7765	-1.2500	0.1057	Tidak
Nutri (3 = Baik)	0.0864	1.0903	0.5290	0.2984	Tidak
Intercept	1.3501	3.8577	4.4441	0.0000	Ya

Variabel kecepatan kirim merupakan variabel prediktor dengan tipe data kontinyu, sehingga intepretasinya tergantung pada perubahan log odds untuk setiap peningkatan satu unit dalam hari. Model penyesuaian logistik linear tunggal variabel kecepatan kirim penderita ke rumah sakit adalah sebagai berikut:

$$\pi(x_i) = \frac{\exp(0,3381Day)}{1 + \exp(0,3381Day)}$$

dan taksiran logit,  $\hat{g}(x)$  diberikan oleh persamaan linear  $\hat{g}(x) = 0,3381Day$  dan model tersebut dapat diintepretasikan bahwa penderita yang mengalami keterlambatan dalam mendapatkan perawatan di rumah sakit sebanyak satu satuan hari maka resiko pasien tersebut untuk memiliki status menjadi kategori berat naik sebesar 1,4 kalinya.

#### 4.2.2 Analisa terhadap resiko status derajat penderita demam berdarah dengue menggunakan model regresi logistik secara berganda

Dari hasil analisis berganda, diperoleh variabel independent yang secara bersama-sama berpengaruh signifikan terhadap status derajat penderita demam berdarah dengue. Dengan menggunakan metode stepwise diperoleh model akhir. Variabel prediktor yang berpengaruh signifikan untuk regresi logistik linear

berganda hanyalah variabel kecepatan kirim penderita untuk mendapatkan perawatan di rumah sakit (Day). Tabel 4.2 dibawah memberikan ringkasan analisis data.

Tabel 4.2 Estimasi parameter dari variabel independent untuk Regresi Logistik linear berganda

Variabel	B-value	e <sup>B</sup>	Wald	p-value	Signifikansi
Sex (1 = Laki-laki)	-0.2428	0.7844	-1.2461	0.1064	Tidak
Age	-0.0800	0.9231	-1.4366	0.0754	Tidak
Day	0.3298	1.3906	1.6769	0.0465	Ya
Nutri (1 = Kurang)	-0.7370	0.4785	-1.3353	0.0909	Tidak
Nutri (2 = Cukup)	-0.2796	0.7561	-1.3061	0.0958	Tidak
Nutri (3 = Baik)	0.0929	1.0973	0.5513	0.2919	Tidak
Intercept	0.5512	1.7353	0.5396	0.2946	Tidak

Variabel prediktor yang berpengaruh signifikant secara bersama-sama pada model resiko derajat penderita demam berdarah dengue, nilai penyesuaiannya dapat dimodelkan sebagai berikut:

$$\pi(x_i) = \frac{\exp(0.3298Day)}{1 + \exp(0.3298Day)}$$

dan taksiran logit,  $g(x)$  diberikan oleh persamaan linear  $g(x) = 0.3298Day$ . Model diatas dapat diinterpretasikan bahwa penderita yang mengalami keterlambatan dalam mendapatkan perawatan di rumah sakit sebanyak satu satuan hari maka resiko pasien tersebut untuk memiliki status menjadi kategori berat naik sebesar 1,39 kalinya.

#### 4.3 Analisa terhadap resiko status derajat penderita demam berdarah dengue menggunakan model regresi logistik additive

Dari hasil analisis dan pembahasan dengan menggunakan model linear pada bagian sebelumnya, faktor resiko terjadinya status derajat penderita hanya

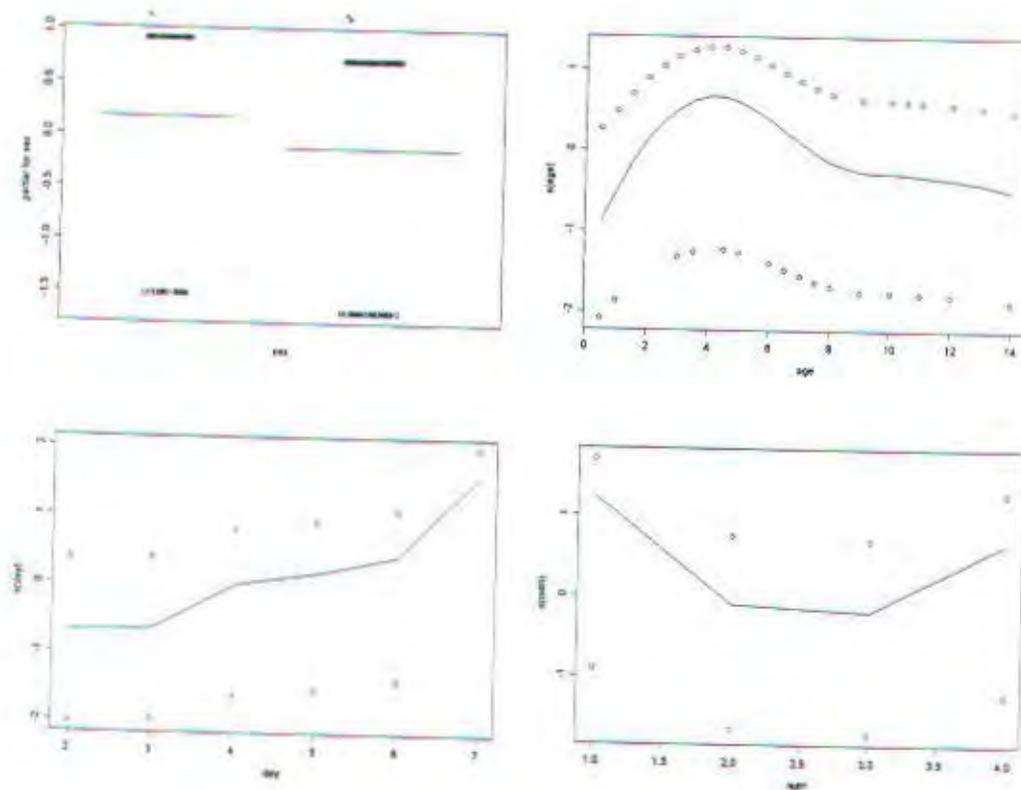
dipengaruhi oleh variabel kecepatan kirim saja. Hal tersebut hanya memberikan sedikit informasi saja, sementara ingin diketahui seperti apakah pengaruh variabel lainnya berhubungan terhadap model resiko status terjadinya derajat pada penderita demam berdarah dengue. Untuk itu kita menghilangkan asumsi linearitas antara logit mean respon dengan variabel prediktornya dan menyatakan bahwa bentuk hubungan tersebut tidak diketahui bentuknya. Dalam menaksir bentuk hubungan yang tidak diketahui tersebut, maka biarkanlah data membentuk sendiri model hubungan tersebut. Selanjutnya jika kita menginginkan untuk menyederhanakan model tersebut, maka berdasarkan model additive tersebut dapat diketahui bentuk transformasi atau perlakuan seperti apa yang paling tepat.

#### **4.3.1 Analisa terhadap resiko status derajat penderita demam berdarah dengue menggunakan model regresi logistik additive secara tunggal**

Dalam melakukan analisis model logistik additive, terlebih dahulu melihat bagaimana bentuk hubungan antara masing-masing variabel dengan logit mean responnya. Pada Gambar.4.1. merupakan bentuk kurva logistik additive antara nilai penyesuaian model dengan masing-masing variabel prediktornya. Gambar tersebut memberikan bentuk hubungan sebenarnya dari data masing-masing variabel tersebut, dimana tidak ada satupun variabel prediktor yang menunjukkan linearitas secara tepat.

Apabila pola hubungan antara logit mean respon dengan variabel prediktornya jauh dari bentuk linear atau tidak ada informasi sebelumnya mengenai kecenderungan hubungan tersebut, perlu dipertimbangkan bahwa model dengan menggunakan prediktor model linear adalah tidak tepat. Besar kecilnya jumlah kuadrat residual dapat digunakan untuk mendeteksi seberapa kuat ukuran ketepatan

model dengan data. Model dengan jumlah kuadrat yang sangat kecil menunjukkan bahwa model dapat mengepaskan data dengan baik. Adapun perbandingan antara model resiko status derajat penderita demam berdarah dengue antara logistik linear dengan logistik additive ditampilkan pada Tabel.4.3.



Gambar.4.1. Plot antara nilai penyesuaian dengan masing-masing variabel prediktornya secara tunggal

Residual devians hampir mirip dengan jumlah kuadrat residual pada regresi linier klasik. Kedua nilai tersebut merupakan ukuran ketepatan model terhadap data. Model yang terbaik tentunya yang memberikan nilai residual devians terkecil.

Dari Tabel.4.3. tersebut umumnya jumlah kuadrat residual terkecil diberikan oleh model additive. Perbedaan terbesar terdapat pada variabel umur, sehingga

variabel tersebut tidak layak untuk dilakukan penyesuaian dengan garis lurus. Sementara variabel lainnya memberikan perbedaan yang kecil sehingga penyesuaian dengan menggunakan model additive tidak terlalu berarti.

Tabel.4.3. Tabel perbedaan residual devians kedua model logistik

Variabel	RESIDUAL DEVIANS		perbedaan residual devians
	Logistik Linear	Logistik Additive	
Jenis Kelamin	179,7801	179,7801	0.0000
Umur	179,2722	172,0481	7.2241
Kecepatan Kirim	177,1450	176,1707	0.9743
Tingkat Gizi	176,3489	176,3490	0.0001

Tabel 4.4 memberikan ringkasan hasil dari pengolahan data dengan menggunakan model logistik additive secara tunggal. Npar.Chisq menyatakan nilai pengujian untuk menentukan apakah pengaruh nonlinear secara nonparametrik terpenuhi. Variabel prediktor umur (Age) terlihat signifikan pada  $\alpha = 10\%$ , sementara variabel kecepatan kirim (Day) dan status gizi (Nutri) tidak signifikan dalam memberikan pengaruh nonlinear secara nonparametrik. Maksimum signifikansi yang digunakan sebesar  $\alpha = 10\%$ .

Tabel.4.4 ringkasan penyesuaian regresi logistik additive tunggal

MODEL	RESIDUAL DEV	DF	NPARG.DF	NPARG.CHISQ	SIGN
sex	179.78	152			
s(age)	172.0481	149.2266	2.8	7.276067	0.05335656
s(day)	176.1707	149.0001	3	0.9689628	0.8087436
S(nutri)	176.349	150.0175	2	3.437192	0.176929

#### 4.3.2 Analisa terhadap resiko status derajat penderita demam berdarah dengue menggunakan model regresi logistik additive secara berganda

Untuk melihat pengaruh variabel prediktor terhadap logit mean respon secara bersama-sama, maka dilakukan penyesuaian secara berganda dengan memodelkan semua variabel prediktor secara serentak yang hasilnya dapat dilihat pada Lampiran E2. Agar dapat diketahui variabel prediktor yang berpengaruh dilakukan dengan menggunakan analisa devians.

Tabel.4.5 Tabel Analisis devians regresi logistik additive secara berganda

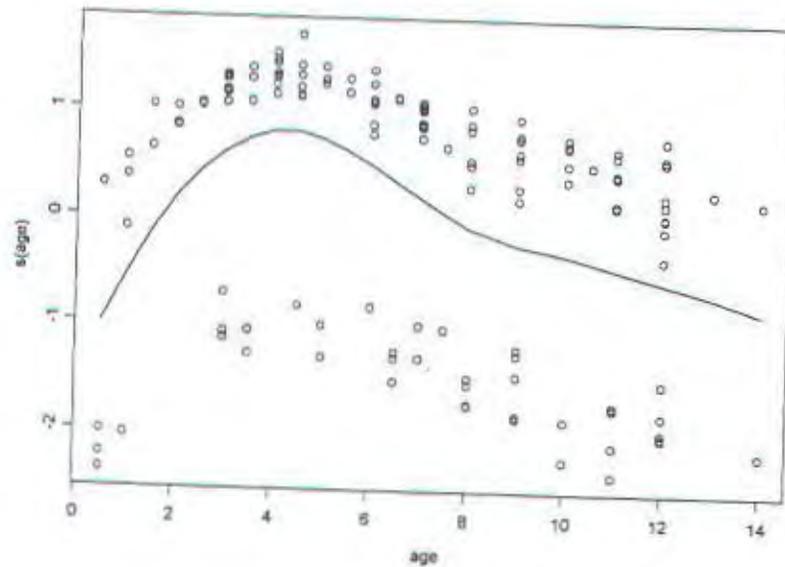
Model	Residual, df	Residual, Dev	Test	df	Selisih Devians
sex + s(age) + s(day) + s(nutri)	141.0944	160.2537			
sex + s(age) + s(nutri)	145.2640	166.5823	-s(day)	-4.169609	-6.328578
sex + s(age)	148.2327	171.4891	-s(nutri)	-2.968710	-4.906868

Tabel.4.5 dapat digunakan untuk menentukan model regresi logistik additive yang terbaik. Langkah pertama adalah dengan mengepaskan model secara lengkap, dari nilai probabilitas chi square untuk model lengkap tersebut diperoleh nilai yang besar untuk variabel kecepatan kirim. Hal ini menunjukkan bahwa variabel tersebut tidak sesuai dalam model ini. Selanjutnya suku  $s(\text{Day})$  dikeluarkan dari model. Pengeluaran suku tersebut mengakibatkan residual devians nya turun sebesar 6,3286. Proses tersebut dilakukan kembali untuk variabel status gizi (Nutri). Sehingga proses penentuan model regresi dengan penghalusan (model logistik additive) selesai dan model yang sesuai dituliskan sebagai:

$$\log it(\text{kegawatan}) = \text{sex} + s(\text{age})$$

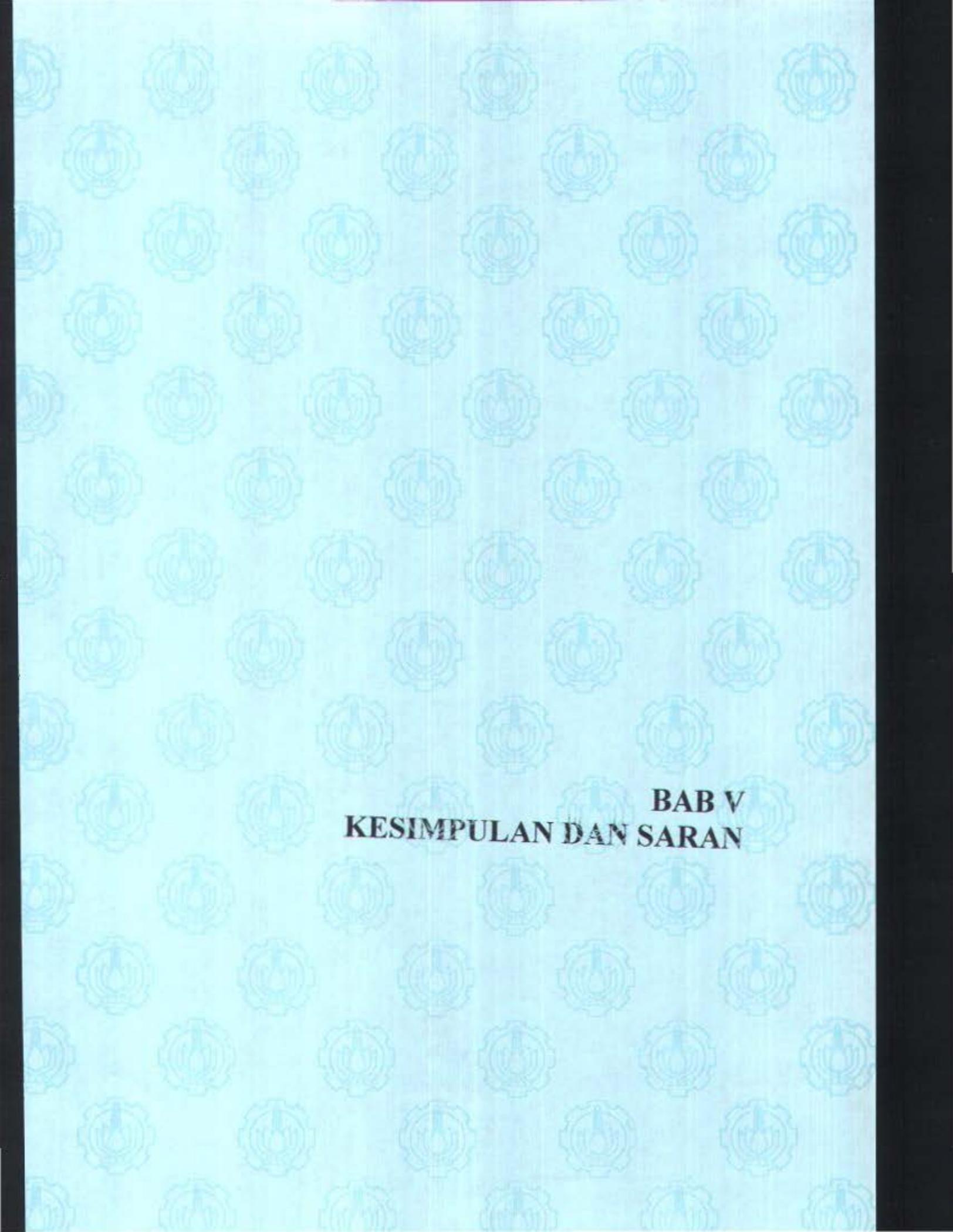
Darin model tersebut dapat diketahui bahwa variabel umur penderita memiliki ben-

tuk hubungan seperti ditunjukkan pada Gambar.4.2. Dari kurva tersebut terlihat bahwa penderita akan mengalami resiko derajat meningkat (menjadi status berat) secara tajam pada penderita berusia kurang dari 4 tahun dan resiko tersebut akan turun secara landai setelah umur tersebut. Dengan melihat kondisi tersebut maka perhatian lebih diberikan pada penderita dibawah usia 4 tahun. Pada penyesuaian dengan menggunakan model regresi logistik additive ini, setiap perubahan terhadap



Gambar.4.2. Kurva nilai penyesuaian model dengan variabel umur

variabel prediktor umur memberikan taksiran rasio probabilitas terjadinya kejadian derajat berat terhadap probabilitas kejadian derajat ringan dengan perubahan yang tidak konstan.



**BAB V**  
**KESIMPULAN DAN SARAN**

## BAB V

### KESIMPULAN DAN SARAN

#### 5.1 KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis data dan pembahasan pada bab sebelumnya, maka diperoleh beberapa kesimpulan sebagai berikut.

1. Analisis dengan menggunakan regresi logistik linear, mengasumsikan bahwa model memiliki bentuk hubungan yang linear antara logit mean respon dengan variabel prediktornya. Variabel yang secara signifikan berpengaruh terhadap model resiko status terjadinya derajat penderita demam berdarah dengue adalah variabel kecepatan kirim penderita ke rumah sakit. Keterlambatan pengiriman penderita ke rumah sakit semenjak hari pertama mengalami panas dapat meningkatkan resiko untuk terjadi status derajat berat sebesar 1,4 kali.
2. Analisis dengan menggunakan regresi logistik additive, dalam penaksiran modelnya tidak mengasumsikan hubungan yang linear antara logit mean responnya dengan variabel prediktor. Model ini membiarkan kepada data untuk membentuk model kecenderungan sebenarnya. Hubungan yang terjadi pada model ini tidak diketahui, untuk itu perlu dilakukan penaksiran dengan menggunakan fungsi penghalusan. Dalam model ini memberikan hasil bahwa umur penderita berpengaruh tidak linear terhadap model resiko terjadinya derajat penderita. Penderita akan mengalami peningkatan resiko secara cepat menjadi status berat pada

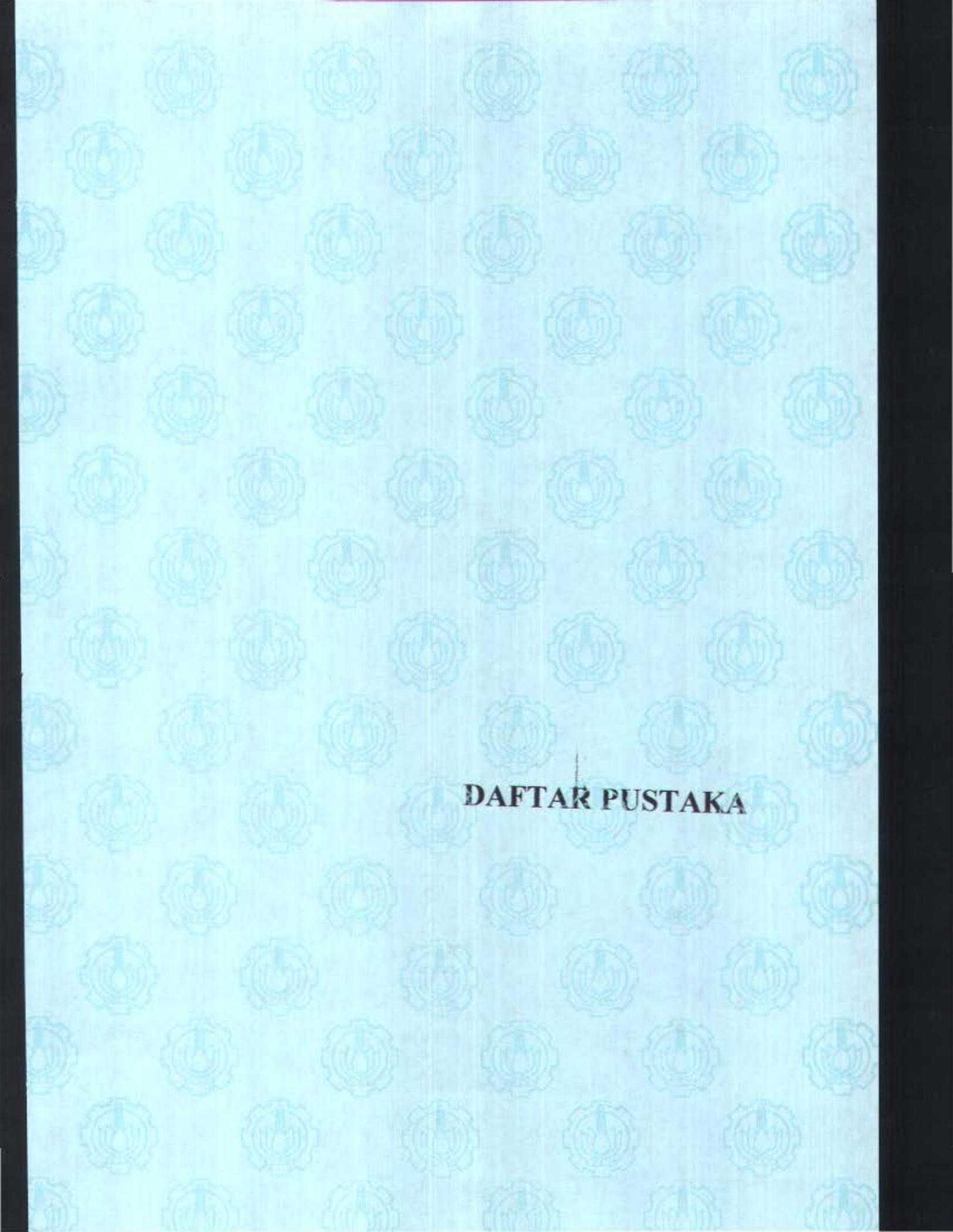
penderita yang berumur kurang dari 4 tahun. Setelah mencapai puncaknya pada usia 4 tahun, resiko terjadinya status derajat perlahan menurun menjadi ringan.

3. Pada model regresi logistik, setiap perubahan pada variabel prediktor mengakibatkan perubahan pada rasio probabilitas kejadian derajat berat terhadap probabilitas kejadian derajat ringan berubah secara konstan. Sedangkan pada model regresi logistik additive, setiap perubahan pada variabel prediktor mengakibatkan rasio probabilitas kejadian derajat berat terhadap probabilitas kejadian ringan berubah secara tidak konstan. Dari analisis dengan menggunakan dua metode diatas dapat diambil kesimpulan bahwa kecepatan pengiriman berpengaruh linear terhadap resiko peningkatan status derajat menjadi berat. Sedangkan variabel Umur berpengaruh secara nonlinear terhadap resiko tersebut. Model regresi logistik additive tidak mengasumsikan linearitas dan memungkinkan untuk meng-eksplorasi data secara visual, menemukan struktur atau informasi dari data yang mungkin saja terlewat. Model ini dapat juga digunakan untuk mengeksplorasi tentang jenis transformasi apa yang mungkin cocok digunakan dalam model linear standar. Model ini dapat digunakan pada berbagai situasi dimana model linear dapat diterapkan pada data tersebut. Regresi logistik additive merupakan kasus khusus dari *Generalized Additive Models (GAM)*, model tersebut juga dapat digunakan untuk menguji linearitas dari suatu model regresi.

## 5.2 SARAN

Saran yang dianjurkan berdasarkan hasil penelitian ini adalah:

1. Melakukan penelitian lebih lanjut tentang *generalized additive models* untuk tipe respon yang kontinyu.
2. Melakukan penelitian lebih lanjut tentang penyakit demam berdarah dengue menggunakan model additive dengan menambah faktor-faktor prognostik yang dianggap berperan juga terhadap terjadinya status kegawatan penyakit ini yaitu penyakit penyerta yang dialami penderita, status rujukan penderita ketika masuk rumah sakit, penatalaksanaan saat masuk rumah sakit.
3. Lebih mewaspadaai penderita demam berdarah pada penderita Balita (Bawah Lima Tahun) karena golongan ini lebih rentan untuk menjadi status derajat berat.

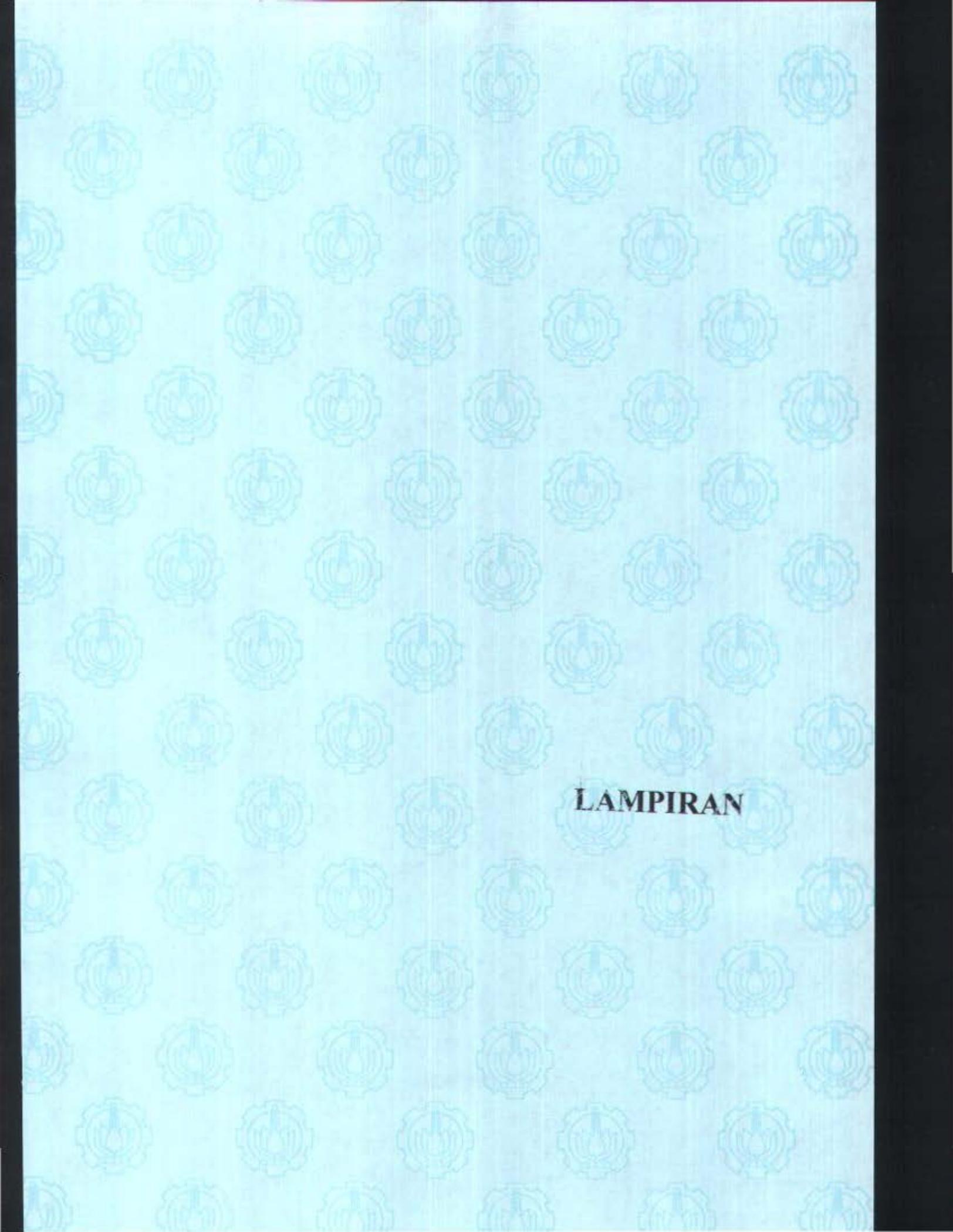


**DAFTAR PUSTAKA**

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] Chambers, John.M., Hastie, T. (1997), *Statistical Models in S*. London : Chapman and Hall
- [2] Farida, Luluk (1999), *Analisis Statistik terhadap Faktor Resiko dan Kualitas Penderita Stroke Berdasarkan Skala Neurologik Kanadian di RSUD Dr. Soetomo Surabaya*, Tugas Akhir Jurusan Statistika-ITS
- [3] Green, B.J., Silverman, B.W. (1995), *Nonparametric Regression and Generalized Linear Models A Roughness Penalty Approach*. London: Chapman and Hall
- [4] Hardle, W (1989), *Applied Nonparametric Regression*. Cambridge University Press University Press
- [5] Hastie, T., Tibshirani, R (1987), *Generalized additive Models, Some Applications*, JASA, 82, 371-386
- [6] Hastie, T., Tibshirani, R (1990), *Generalized Additive Models*, London: Chapman & Hall
- [7] Hosmer, D.W., Lemeshow, S (1989), *Applied Logistic Regression*, USA: John Wiley & Sons
- [8] Kleinbaum, David.G (1994), *Logistic Regression A Self-Learning Text*, New York: Springer-Verlag
- [9] Soedarmo, Sumarmo.S.P (1988), *Demam Berdarah Dengue pada Anak*, Jakarta: UI-Press

- [10] Soegijanto, Soegeng (1999), *Tiga Puluh Tahun Pengamatan Penderita Demam Berdarah Dengue pada Anak di RSUD Dr. Soetomo Surabaya*, Kumpulan Makalah Demam Berdarah Dengue
- [11] Wahba, Grace (1992), *Spline Models for Observational Data*, Philadelphia: SIAM
- [12] WHO (1980b), *Guide for diagnosis, treatment, surveillance, prevention and control of dengue haemorrhagic fever*, Technical advisory committee on dengue haemorrhagic fever for the South-East Asian & Western Pacific Regions
- [13] Widasapwika, Nyoman Santa (1999), *Analisis Statistik terhadap Faktor-Faktor yang Berpengaruh pada Kematian Bayi di Jawa Timur*, Tugas Akhir Jurusan Statistik-ITS



**LAMPIRAN**

## Lampiran A1

### Karakteristik penderita demam berdarah dengue (DBD)

```
> summary(Dbddikot)
sex      age      day      nutri  status.pny
1:67     Min.: 0.500  Min.:2.000  1:10     0: 42
2:87     1st Qu.: 4.000  1st Qu.:4.000  2:73     1:112
          Median: 7.000  Median:4.000  3:47
          Mean: 6.821    Mean:4.403    4:24
          3rd Qu.:10.000  3rd Qu.:5.000
          Max.:14.000    Max.:7.000
```

## Lampiran A2

### Proporsi penderita DBD

```
> crosstabs(~sex+status.pny, data=Dbddikot)
Call:
crosstabs(~ sex + status.pny, data = Dbddikot)
154 cases in table
```

```
+-----+
|N      |
|N/RowTotal|
|N/ColTotal|
|N/Total |
+-----+
sex      |status.pny
         |0      |1      |RowTotal|
+-----+-----+-----+
1        |16     |51     |67      |
         |0.24   |0.76   |0.44    |
         |0.38   |0.46   |         |
         |0.10   |0.33   |         |
+-----+-----+-----+
2        |26     |61     |87      |
         |0.30   |0.70   |0.56    |
         |0.62   |0.54   |         |
         |0.17   |0.40   |         |
+-----+-----+-----+
ColTotal|42     |112    |154     |
         |0.27   |0.73   |         |
+-----+-----+-----+
```

```
Test for independence of all factors
Chi^2 = 0.6880111 d.f. = 1 (p=0.4068417)
Yates' correction not used
```

```
> crosstabs(~nutri+status.pny, data=Dbddikot)
Call:
crosstabs(~ nutri + status.pny, data = Dbddikot)
154 cases in table
```

```
+-----+
|N      |
|N/RowTotal|
|N/ColTotal|
|N/Total |
+-----+
```

nutri	status.pny		RowTotl
	0	1	
1	1	9	10
	0.1000	0.9000	0.065
	0.0238	0.0804	
	0.0065	0.0584	
2	22	51	73
	0.3014	0.6986	0.474
	0.5238	0.4554	
	0.1429	0.3312	
3	15	32	47
	0.3191	0.6809	0.305
	0.3571	0.2857	
	0.0974	0.2078	
4	4	20	24
	0.1667	0.8333	0.156
	0.0952	0.1786	
	0.0260	0.1299	
ColTotl	42	112	154
	0.27	0.73	

Test for independence of all factors

$\chi^2 = 3.677857$  d.f. = 3 (p=0.2984167)

Yates' correction not used

Some expected values are less than 5, don't trust stated p-value

### Lampiran B1

#### Model resiko status kegawatan penderita DBD (model logistik secara tunggal)

```
> sex.glm <- glm(status.pny~sex, family = binomial (link = logit), data =
glmbdd)
```

```
> summary(sex.glm)
```

```
Call: glm(formula = status.pny ~ sex, family = binomial(link = logit), data =
glmbdd)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-1.692396	-1.554227	0.7387389	0.8426556	0.8426556

Coefficients:

	Value	Std. Error	t value
(Intercept)	1.0060058	0.1849439	5.4395186
sex	-0.1532285	0.1849439	-0.8285134

(Dispersion Parameter for Binomial family taken to be 1 )

Null Deviance: 180.4734 on 153 degrees of freedom

Residual Deviance: 179.7801 on 152 degrees of freedom

Number of Fisher Scoring Iterations: 3

Correlation of Coefficients:

(Intercept)

sex -0.1982708

> anova(sex.glm, test = "Chi")

Analysis of Deviance Table

Binomial model

Response: status.pny

Terms added sequentially (first to last)

	Df	Deviance	Resid. Df	Resid. Dev	Pr(Chi)
NULL			153	180.4734	
sex	1	0.6932678	152	179.7801	0.4050551

> summary.aov(sex.glm)

	Df	Sum of Sq	Mean Sq	F Value	Pr(F)
sex	1	0.6864	0.686434	0.6780772	0.4115397

Residuals 152 153.8734 1.012325

> age.glm <- glm(status.pny~age, family = binomial (link = logit), data =

glimdbdd)

> summary(age.glm)

Call: glm(formula = status.pny ~ age, family = binomial(link = logit), data =

glimdbdd)

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-1.77889	-1.482192	0.7459032	0.818273	0.943664

Coefficients:

	Value	Std. Error	t value
(Intercept)	1.38082354	0.41587641	3.320274
age	-0.05732703	0.05248209	-1.092316

(Dispersion Parameter for Binomial family taken to be 1)

Null Deviance: 180.4734 on 153 degrees of freedom

Residual Deviance: 179.2722 on 152 degrees of freedom

Number of Fisher Scoring Iterations: 3

Correlation of Coefficients:

(Intercept)

age -0.899668

> anova(age.glm, test = "Chi")

Analysis of Deviance Table

Binomial model

Response: status.pny

Terms added sequentially (first to last)

	Df	Deviance	Resid. Df	Resid. Dev	Pr(Chi)
NULL			153	180.4734	

```

age 1 1.201162      152  179.2722 0.2730896
> summary.aov(age.glm)
      Df Sum of Sq Mean Sq F Value    Pr(F)
age    1    1.1932  1.193154  1.175881 0.2799132
Residuals 152  154.2329  1.014690
> day.glm <- glm(status.pny~day, family = binomial (link = logit), data =
glmbdd)
> summary(day.glm)

Call: glm(formula = status.pny ~ day, family = binomial(link = logit), data =
glmbdd)
Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.864717 -1.40961  0.7233558  0.8368769  1.096653

Coefficients:
            Value Std. Error  t value
(Intercept) -0.4832330  0.8193472 -0.589778
            day  0.3380854  0.1873297  1.804762

(Dispersion Parameter for Binomial family taken to be 1 )

Null Deviance: 180.4734 on 153 degrees of freedom
Residual Deviance: 177.145 on 152 degrees of freedom
Number of Fisher Scoring Iterations: 3

Correlation of Coefficients:
(Intercept)
day -0.9748012
> anova(day.glm, test = "Chi")
Analysis of Deviance Table

Binomial model

Response: status.pny

Terms added sequentially (first to last)
      Df Deviance Resid. Df Resid. Dev  Pr(Chi)
NULL                                153    180.4734
day  1  3.328388      152    177.1450 0.0680936
> summary.aov(day.glm)
      Df Sum of Sq Mean Sq F Value    Pr(F)
day    1    3.2572  3.257165  3.221657 0.07465709
Residuals 152  153.6753  1.011022
> nutri.glm <- glm(status.pny~nutri, family = binomial (link = logit), data =
glmbdd)
> summary(nutri.glm)

Call: glm(formula = status.pny ~ nutri, family = binomial(link = logit), data =
glmbdd)
Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-2.143998 -1.511355  0.8469165  0.8469165  0.8768258

Coefficients:

```

	Value	Std. Error	t value
(Intercept)	1.3500701	0.3037892	4.4441024
nutri1	-0.6758754	0.5203495	-1.2988876
nutri2	-0.2529910	0.2023948	-1.2499874
nutri3	0.0864025	0.1633363	0.5289851

(Dispersion Parameter for Binomial family taken to be 1 )

Null Deviance: 180.4734 on 153 degrees of freedom

Residual Deviance: 176.3489 on 150 degrees of freedom

Number of Fisher Scoring Iterations: 3

Correlation of Coefficients:

	(Intercept)	nutri1	nutri2
nutri1	-0.7535516		
nutri2	-0.6012513	0.7540405	
nutri3	-0.1234544	0.4671767	0.3727556

> anova(nutri.glm, test = "Chi")

Analysis of Deviance Table

Binomial model

Response: status.pny

Terms added sequentially (first to last)

	Df	Deviance	Resid. Df	Resid. Dev	Pr(Chi)
NULL			153	180.4734	
nutri	3	4.124522	150	176.3489	0.2483281

> summary.aov(nutri.glm)

	Df	Sum of Sq	Mean Sq	F Value	Pr(F)
nutri	3	3.5466	1.182214	1.160565	0.3268667
Residuals	150	152.7980	1.018654		

## Lampiran B2

### Model resiko status kegawatan penderita DBD (model logistik secara berganda)

```
> all.glm <- glm(status.pny~., family = binomial (link = logit), data =
glmdbdd)
```

```
> summary(all.glm)
```

```
Call: glm(formula = status.pny ~ sex + age + day + nutri, family =
binomial(link = logit))
```

```
data = glmdbdd)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-2.028636	-1.194729	0.6649786	0.8294755	1.201796

Coefficients:

	Value	Std. Error	t value
(Intercept)	0.55116107	1.02147964	0.5395713
sex	-0.24281552	0.19486628	-1.2460623

```

age -0.08003683 0.05571471 -1.4365474
day 0.32975990 0.19664813 1.6769033
nutri1 -0.73702737 0.55197718 -1.3352497
nutri2 -0.27963721 0.21410320 -1.3060861
nutri3 0.09286545 0.16844820 0.5512998

```

(Dispersion Parameter for Binomial family taken to be 1 )

Null Deviance: 180.4734 on 153 degrees of freedom

Residual Deviance: 170.0951 on 147 degrees of freedom

Number of Fisher Scoring Iterations: 4

Correlation of Coefficients:

```

(Intercept)      sex      age      day      nutri1      nutri2
sex -0.0401286
age -0.4590968  0.1470854
day -0.8496837 -0.0940959  0.0428990
nutri1 -0.3389926  0.1042048  0.1033144  0.0674410
nutri2 -0.3138331  0.0717055  0.1386951  0.0777103  0.7677631
nutri3 -0.0850246  0.0604150 -0.0171449  0.0519341  0.4805510  0.3837243

```

> anova(all.glm, test = "Chi")

Analysis of Deviance Table

Binomial model

Response: status.pny

Terms added sequentially (first to last)

	Df	Deviance	Resid.	Df	Resid.	Dev	Pr(Chi)
NULL				153		180.4734	
sex	1	0.693268		152		179.7801	0.4050551
age	1	1.432653		151		178.3475	0.2313319
day	1	3.592462		150		174.7550	0.0580422
nutri	3	4.659919		147		170.0951	0.1984618

> summary.aov(all.glm)

	Df	Sum of Sq	Mean Sq	F Value	Pr(F)
sex	1	0.6264	0.626412	0.609664	0.4361701
age	1	1.5038	1.503822	1.463616	0.2282976
day	1	3.1027	3.102703	3.019748	0.0843505
nutri	3	3.8584	1.286134	1.251748	0.2932542
Residuals	147	151.0382	1.027471		

## Lampiran C

### Pemilihan model terbaik resiko status kegawatan penderita DBD

> step.glm(all.glm)

Start: AIC= 184.0951

status.pny ~ sex + age + day + nutri

Single term deletions

Model:

status.pny ~ sex + age + day + nutri

scale: 1

	Df	Sum of Sq	RSS	Cp
<none>			151.0382	165.0382
sex	1	1.552671	152.5909	164.5909
age	1	2.063668	153.1019	165.1019
day	1	2.812005	153.8502	165.8502
nutri	3	3.858403	154.8966	162.8966

Step: AIC= 182.755  
status.pny ~ sex + age + day

Single term deletions

Model:  
status.pny ~ sex + age + day

scale: 1

	Df	Sum of Sq	RSS	Cp
<none>			153.9387	161.9387
sex	1	1.279557	155.2183	161.2183
age	1	1.319037	155.2577	161.2577
day	1	3.507538	157.4462	163.4462

Step: AIC= 182.0533  
status.pny ~ age + day

Single term deletions

Model:  
status.pny ~ age + day

scale: 1

	Df	Sum of Sq	RSS	Cp
<none>			154.9827	160.9827
age	1	1.087017	156.0698	160.0698
day	1	3.155412	158.1381	162.1381

Step: AIC= 181.145  
status.pny ~ day

Single term deletions

Model:  
status.pny ~ day

scale: 1

	Df	Sum of Sq	RSS	Cp
<none>			153.6753	157.6753
day	1	3.257165	156.9325	158.9325

Call:  
glm(formula = status.pny ~ day, family = binomial(link = logit), data =  
glmbdd)

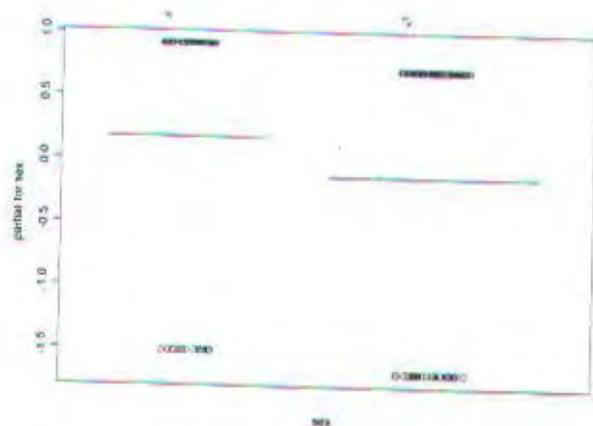
Coefficients:  
(Intercept)            day  
-0.483233 0.3380854

Degrees of Freedom: 154 Total; 152 Residual  
Residual Deviance: 177.145

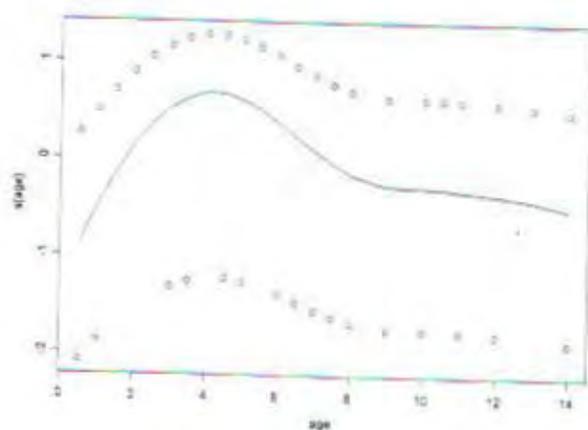
### Lampiran D1

Kurva model resiko status kegawatan penderita DBD (model logistik additive secara tunggal)

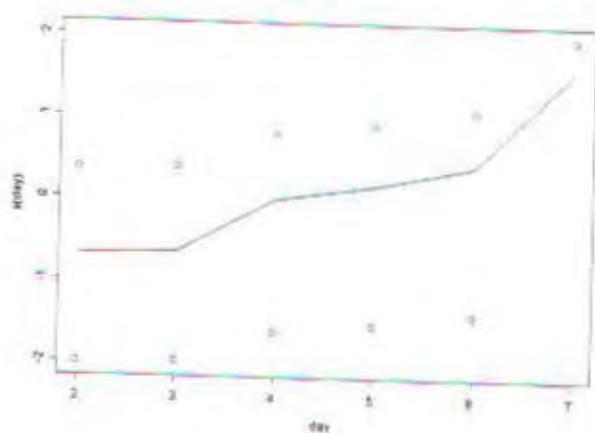
```
> plot(sex.gam, residuals = T, rug = F)
```



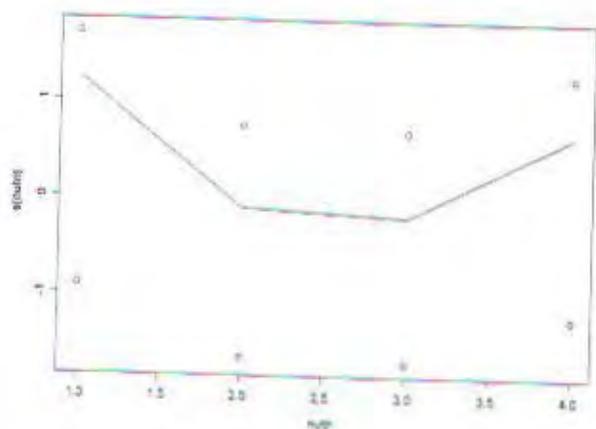
```
> plot(age.gam, residuals = T, rug = F)
```



```
> plot(day.gam, residuals = T, rug = F)
```



```
> plot(nutri.gam, residuals = T, rug = F)
```



## lampiran D2

### Pengepasan Kurva model resiko status kegawatan penderita DBD (model logistik additive secara tunggal)

```
> sex.gam <- gam(status.pny~sex, family = binomial, data = dbda)
> summary(sex.gam)
```

```
Call: gam(formula = status.pny ~ sex, family = binomial, data = dbda)
Deviance Residuals:
```

Min	1Q	Median	3Q	Max
-1.692396	-1.534227	0.7387389	0.8426556	0.8426556

```
(Dispersion Parameter for Binomial family taken to be 1 )
```

```
Null Deviance: 180.4734 on 153 degrees of freedom
```

```
Residual Deviance: 179.7801 on 152 degrees of freedom
```

```
Number of Local Scoring Iterations: 3
DF for Terms
```

	Df
(Intercept)	1
sex	1

```

> age.gam <- gam(status.pny~s(age), family = binomial, data = dbda)
> summary(age.gam)

Call: gam(formula = status.pny ~ s(age), family = binomial, data = dbda)
Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.903588 -1.213899  0.6429197  0.8891848  1.141353

(Dispersion Parameter for Binomial family taken to be 1 )

Null Deviance: 180.4734 on 153 degrees of freedom
Residual Deviance: 172.0481 on 149.2266 degrees of freedom
Number of Local Scoring Iterations: 3

DF for Terms and Chi-squares for Nonparametric Effects

      Df Npar Df Npar Chisq    P(Chi)
(Intercept) 1
s(age) 1      2.8  7.276067 0.05335656
> day.gam <- gam(status.pny~s(day), family = binomial, data = dbda)
> summary(day.gam)

Call: gam(formula = status.pny ~ s(day), family = binomial, data = dbda)
Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.806948 -1.328991  0.7370283  0.79319  1.047288

(Dispersion Parameter for Binomial family taken to be 1 )

Null Deviance: 180.4734 on 153 degrees of freedom
Residual Deviance: 176.1707 on 149.0001 degrees of freedom
Number of Local Scoring Iterations: 3

DF for Terms and Chi-squares for Nonparametric Effects

      Df Npar Df Npar Chisq    P(Chi)
(Intercept) 1
s(day) 1      3  0.9689628 0.8087436
> nutri.gam <- gam(status.pny~s(nutri), family = binomial, data = dbda)
> summary(nutri.gam)

Call: gam(formula = status.pny ~ s(nutri), family = binomial, data = dbda)
Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-2.140405 -1.511428  0.8466594  0.8466594  0.8767667

(Dispersion Parameter for Binomial family taken to be 1 )

Null Deviance: 180.4734 on 153 degrees of freedom
Residual Deviance: 176.349 on 150.0175 degrees of freedom
Number of Local Scoring Iterations: 3

DF for Terms and Chi-squares for Nonparametric Effects

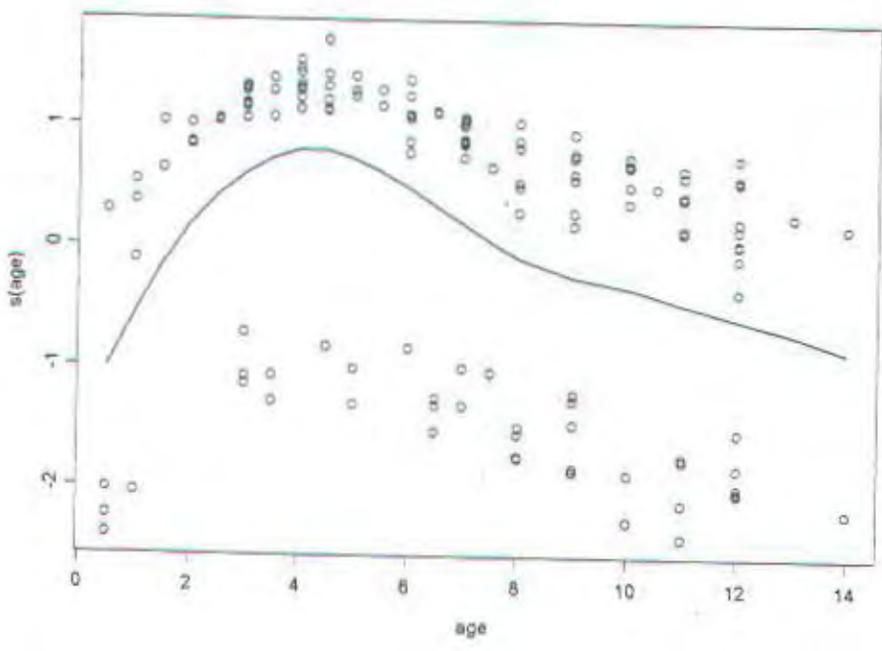
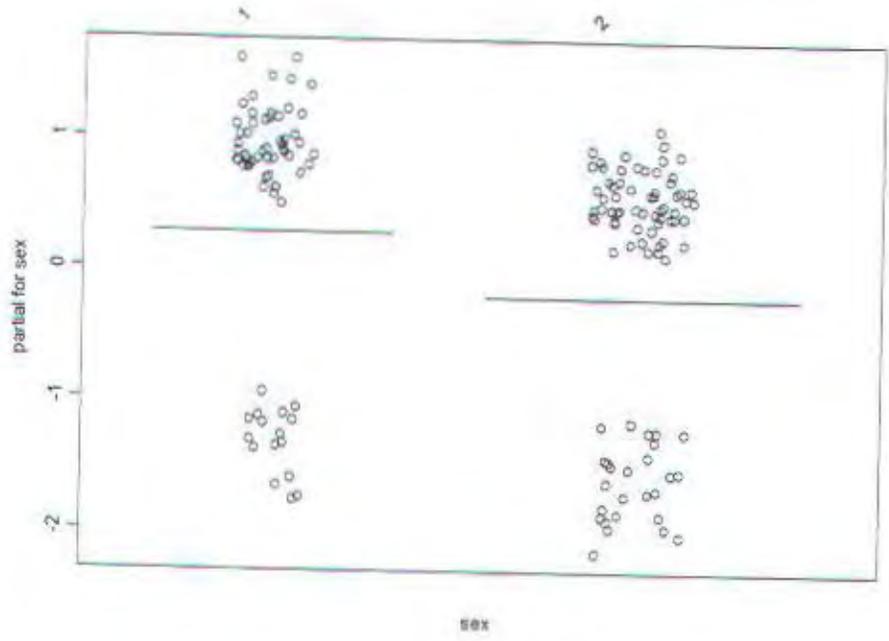
      Df Npar Df Npar Chisq    P(Chi)
(Intercept) 1
s(nutri) 1      2  3.437192 0.176929

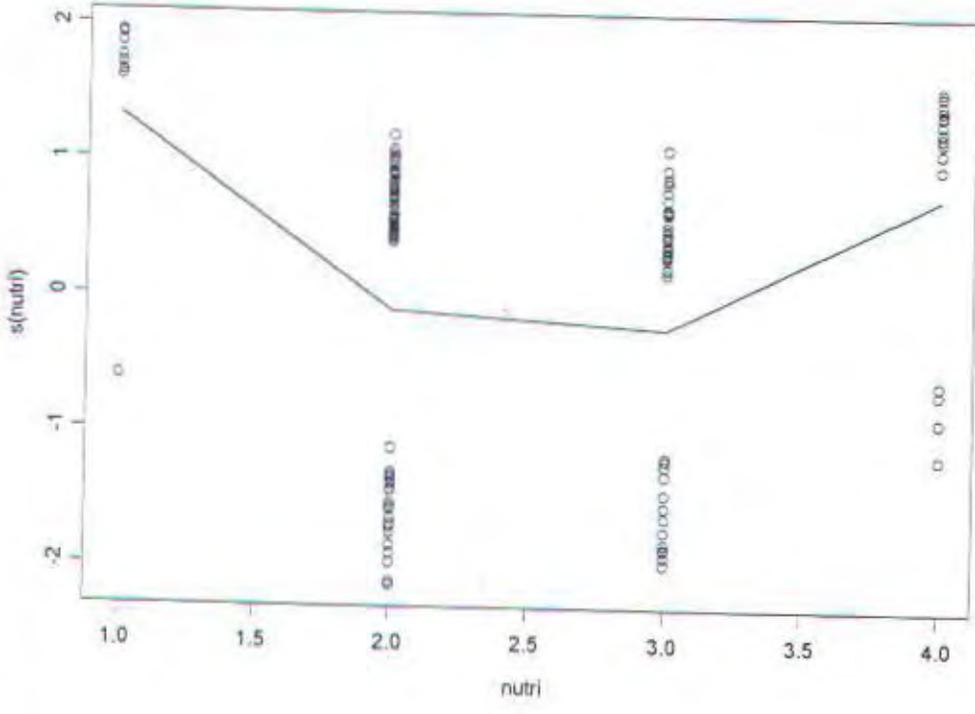
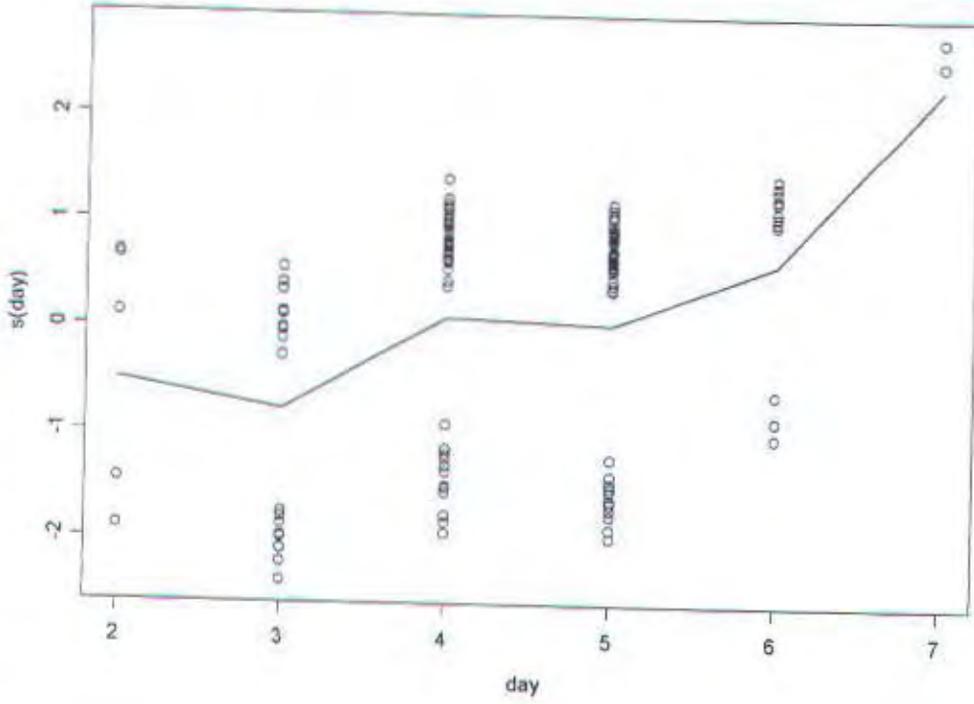
```

Lampiran E1

Kurva model resiko status kegawatan penderita DBD (model logistik additive secara berganda)

```
> all.gam1 <- gam(status.phy~sex+s(age)+s(day)+s(nutri), family = binomial, data = dbda)
> plot(all.gam1, residuals = T, rug = F)
```





## Lampiran E2

### Pengepasan Kurva model resiko status kegawatan penderita DBD (model logistik additive secara berganda)

```
> summary(all.gam1)

Call: gam(formula = status.pny ~ sex + s(age) + s(day) + s(nutri), family = binomial, data = dbda)
Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-2.040307 -1.011383  0.6054184  0.8198048  1.332549

(Dispersion Parameter for Binomial family taken to be 1 )

Null Deviance: 180.4734 on 153 degrees of freedom

Residual Deviance: 160.2537 on 141.0944 degrees of freedom

Number of Local Scoring Iterations: 4

DF for Terms and Chi-squares for Nonparametric Effects

      Df Npar Df Npar Chisq    P(Chi)
(Intercept) 1
sex 1
s(age) 1      3.0  8.755552 0.0323186
s(day) 1      2.9  2.764001 0.4185322
s(nutri) 1     2.0  3.776934 0.1491407
> all.gam2 <- update(all.gam1, ~.~s(day))
> summary(all.gam2)

Call: gam(formula = status.pny ~ sex + s(age) + s(nutri), family = binomial, data = dbda)
Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.957734 -1.164337  0.6324867  0.8632778  1.185393

(Dispersion Parameter for Binomial family taken to be 1 )

Null Deviance: 180.4734 on 153 degrees of freedom

Residual Deviance: 166.5823 on 145.264 degrees of freedom

Number of Local Scoring Iterations: 3

DF for Terms and Chi-squares for Nonparametric Effects

      Df Npar Df Npar Chisq    P(Chi)
(Intercept) 1
sex 1
s(age) 1      2.8  6.474947 0.0756696
s(nutri) 1     2.0  4.243118 0.1181325
> all.gam3 <- update(all.gam2, ~.~s(nutri))
> summary(all.gam3)

Call: gam(formula = status.pny ~ sex + s(age), family = binomial, data = dbda)
Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.982244 -1.283113  0.641385  0.8437809  1.173241

(Dispersion Parameter for Binomial family taken to be 1 )

Null Deviance: 180.4734 on 153 degrees of freedom

Residual Deviance: 171.4891 on 148.2327 degrees of freedom

Number of Local Scoring Iterations: 3

DF for Terms and Chi-squares for Nonparametric Effects

      Df Npar Df Npar Chisq    P(Chi)
(Intercept) 1
```

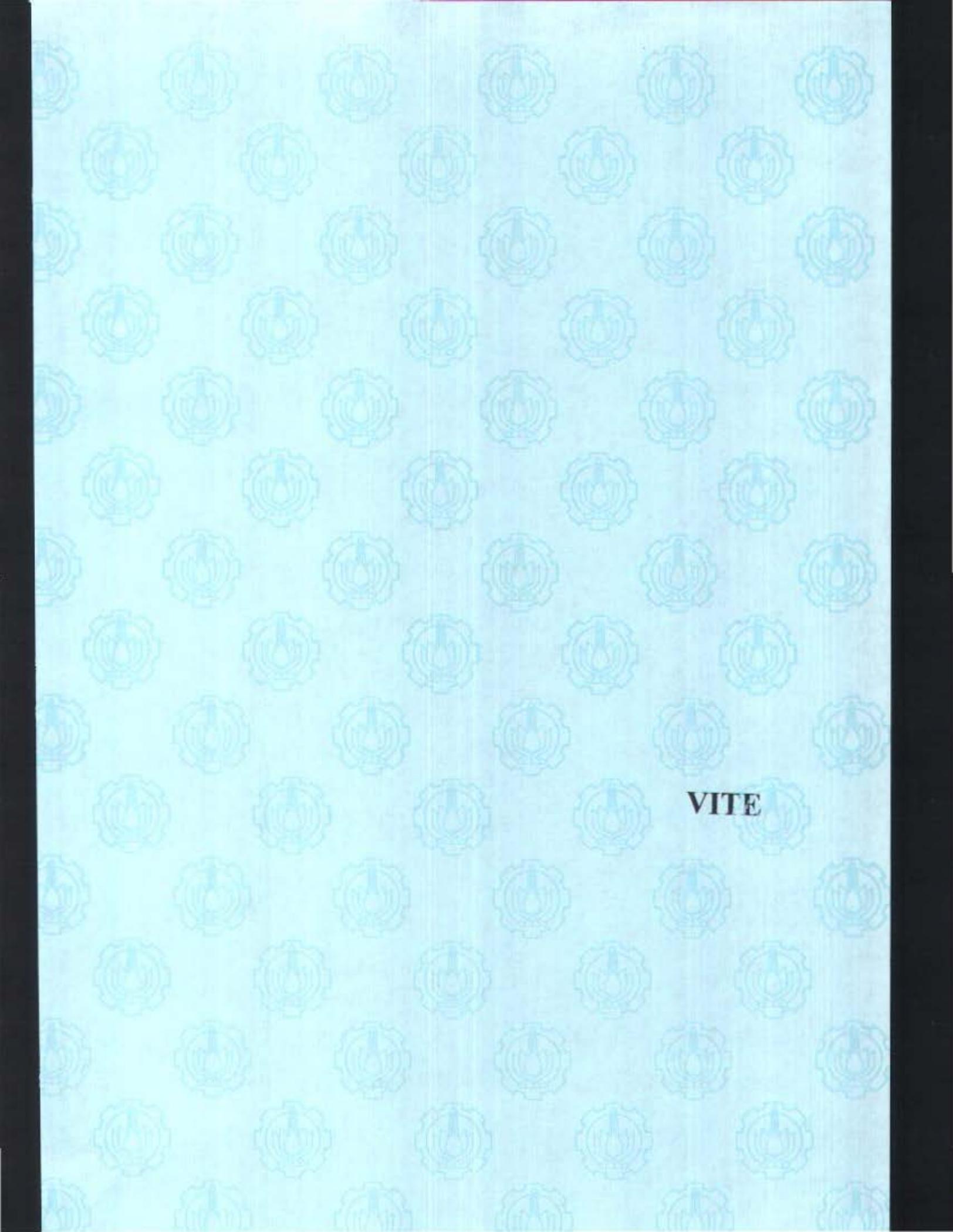
```

sex 1
s(age) 1 2.8 8.914643 0.06262839
> anova(all.gam1,all.gam2,all.gam3)
Analysis of Deviance Table

```

Response: status.pny

	Terms	Resid. Df	Resid. Dev	Test	Df	Deviance
1	sex + s(age) + s(day) + s(nutri)	141.0944	160.2537			
2	sex + s(age) + s(nutri)	145.2640	166.5823	-s(day)	-4.169609	-6.328578
3	sex + s(age)	148.2327	171.4891	-s(nutri)	-2.968710	-4.906868



**VITE**

## VITE

Nama : Irwan Sujatmiko  
Panggilan : Miko / Irwan  
Ayah : Sukardi  
Ibu : Supingah  
Alamat 1 : Kelurahan Mewek RT.02/I No.78  
Kec.Kalimanah, Kab.Purbalingga - Jateng  
Telp.(0281)894921  
Alamat 2 : Jl.Serayu 83 Randu Agung (GKB)  
Gresik - Jatim  
Telp.(031)3971566  
E-mail : iermiko@sahih.net  
iermiko@hotmail.com  
HomePage : [www.sahih.net](http://www.sahih.net)  
Pendidikan  
- SDN Mewek, 1989  
- SMPN 2 Kalimanah, 1992  
- SMUN 1 Purbalingga, 1995  
- Statistika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember  
(ITS) Surabaya, Maret 2001