



TESIS- SS142501

**PENDEKATAN REGRESI LONGITUDINAL TOBIT
DENGAN BATAS BAWAH PADA SKALA GCS
TRAUMA KEPALA PENDERITA STROKE
DI RUMAH SAKIT HAJI SURABAYA**

**EVY ANNISA KARTIKA S
NRP. 06211450010005**

**DOSEN PEMBIMBING
Dr. Ismaini Zain, S.Si., M.Si
Dr. Vita Ratnasari, S.Si., M.Si**

**PROGRAM MAGISTER
DEPARTEMEN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA, KOMPUTASI DAN SAINS DATA
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2018**



TESIS- SS142501

**THE APPROACH OF LONGITUDINAL TOBIT
REGRESSION ON GCS SKALA OF STROKE
PATIENTS IN HAJI SURABAYA HOSPITAL**

**EVY ANNISA KARTIKA S
NRP. 06211450010005**

**SUPERVISOR
Dr. Ismaini Zain, S.Si., M.Si
Dr. Vita Ratnasari, S.Si., M.Si**

**MAGISTER PROGRAM
DEPARTEMENT OF STATISTICS
FAKULTY OF MATHEMATICS, COMPUTATION AND DATA SAINS
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2018**

**REDEKATAN REGRESI LONGITUDINAL TOBIT DENGAN
BATAS BAWAH PADA SKALA GCS TRAUMA KEPALA
PENDERITA STROKE DI RUMAH SAKIT HAJI SURABAYA**

Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar
Magister Sains (M.Si)

di
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Oleh:

EVY ANNISA KARTIKA S
NRP. 06211450010005

Tanggal Ujian : 24 Januari 2018
Periode Wisuda : September 2018

Disetujui Oleh:

1. Dr. Ismaili Zain, S.Si., M.Si.
NIP. 19600525 198803 2 001

(Pembimbing I)

2. Dr. Vita Ratnasari, S.Si., M.Si.
NIP. 19700910 199702 2 001

(Pembimbing II)

3. Prof. Dr. Drs. I Nyoman Budiantara, M.Si.
NIP. 19650603 198903 1 003

(Penguji)

4. Dr. Muhammad Mashuri, M. T
NIP. 19620408 198701 1 001

(Penguji)

Dekan
Fakultas Matematika, Komputasi, dan Sains Data
Institut Teknologi Sepuluh Nopember


Prof. Dr. Basuki Widodo, M.Sc.
NIP. 19650605 198903 1 002

PENDEKATAN REGRESI TOBIT LONGITUDINAL PADA SKALA GCS TRAUMA SKALA PASIEN STROKE DI RUMAH SAKIT HAJI SURABAYA

Nama Mahasiswa : Evy Annisa Kartika S.
Nomor Identitas : 1314201005
Pembimbing : Dr. Dra. Ismaini Zain, M.Si.
Co-Pembimbing : Dr. Vita Ratnasari, S.Si, M.Si

ABSTRAK

Stroke adalah masalah kesehatan utama bagi masyarakat modern saat ini. Jumlah penderita stroke cenderung meningkat setiap tahunnya. Dalam kasus pasien stroke, penderita stroke sering menderita luka kepala akibat tabrakan di kamar mandi, di tangga atau setelah bangun tidur. Cara untuk menentukan keparahan trauma kepala pada pasien stroke adalah rekam medis Glasgow Coma Scale (GCS). Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhi nilai GCS. Data yang digunakan adalah data longitudinal, dengan jumlah pasien yang diukur sebagai 39 pasien, pengukuran dilakukan setiap 2 jam pada pengukuran pertama, diikuti 24 jam, dan 48 jam pada pengukuran berikutnya, ada 14 pengukuran pada setiap pasien. Variabel yang digunakan sebagai penelitian adalah skor GCS sebagai variabel respon dengan 3 kategori yaitu rendah, sedang dan tinggi, variabel prediktor terdiri dari 4 yaitu tekanan darah sistolik, diastolik, suhu tubuh, dan denyut nadi. Variabel respon dari penelitian ini memiliki batas tertinggi dari waktu ke waktu sehingga metode yang digunakan adalah regresi tobit longitudinal dengan batas bawah pada skor 8. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa mayoritas pasien bila diukur skor GCS berada pada kategori cedera sedang. . Setiap pasien juga memiliki varians yang berbeda. Kebanyakan pasien memiliki hipertensi karena mereka memiliki tekanan darah rata-rata yang melebihi normal. Setelah membuat plot online dari semua pasien menunjukkan bahwa fluktuasi nilai GCS yang diukur pada pasien satu sama lain tidak sama. Pemodelan regresi linier klasik tidak berlaku dalam penelitian ini, jika ditunjukkan oleh pola scatterplot antara Y^* dengan masing-masing variabel prediktor. Langkah selanjutnya adalah melakukan pemodelan regresi berganda pada setiap pasien, menghasilkan 39 model, namun tidak semuanya signifikan secara simultan dan parsial. Data selanjutnya dimodelkan dengan regresi tobit longitudinal, hasil pemodelan ditunjukkan pada plot garis antara nilai asli nilai GCS dan nilai prediksi.

Kata kunci: *GCS, Longitudinal, Regresi Tobit Longitudinal*

Halaman ini sengaja dikosongkan

THE APPROACH OF LONGITUDINAL TOBIT REGRESSION ON GCS TRAUMA SKALA HEAD OF STROKE PATIENTS IN HAJI SURABAYA HOSPITAL

Student Name : Evy Annisa Kartika S.
Identity Number : 1314201005
Supervisor : Dr. Dra. Ismaini Zain, M.Si.
Co-Supervisor : Dr. Vita Ratnasari, S.Si, M.Si

ABSTRACT

Stroke is a major health problem for modern society today. The number of stroke patients tends to increase every year. In the case of stroke patients, a stroke patient often suffers from head injuries from fallings in the bathroom, on stairs or after waking. The way to determine the severity of head trauma in stroke patients is used Glasgow Coma Scale (GCS) medical records. The purpose of this study is to determine the factors that affect the GCS score. The data used were longitudinal data, with the number of patients measured as 39 patients, the measurement was done every 2 hours at the first measurement, followed by 24 hours, and 48 hours on the next measurement, there were 14 measurements in each patient. The variables used as research are GCS score as response variable with 3 categories that is low, medium, and high, predictor variable consist of 4 that is systolic blood pressure, diastolic, body temperature, and pulse. Response variable from this research has the highest limit from time to time therefore the method used is longitudinal tobit regression with lower limit on score 8. The results of this study indicate that the majority of patients when measured GCS score is in the category of moderate injury. Each patient also has a different variance. Most patients have hypertension because they have an average blood pressure that exceeds normal. Having made plots online from all patients showed that fluctuations in GCS scores measured in patients with each other were not the same. Classical linear regression modeling is not applicable in this study, if indicated by the scatterplot pattern between Y^* with each predictor variable. The next step is tobit regression modeling in each patient, resulting in 39 models, but not all of them are significant simultaneously and partially. Next data is modeled with longitudinal tobit regression, modeling results are shown in the line plots between the original values of the GCS score and the predicted value.

Keywords : GCS, *Longitudinal, Longitudinal Tobit Regression*

Halaman ini sengaja dikosongkan

Kata Pengantar

Segala puji bagi Allah SWT, Tuhan semesta alam. Tiada sekutu bagi-Nya dan kepunyaan-Nya apa yang ada di langit, bumi dan yang ada diantara keduanya. Tidak akan terjadi suatu peristiwa kecuali atas izin-Nya. Shalawat dan salam senantiasa tercurahkan kepada Rasulullah SAW, keluarganya dan keturunannya, para sahabat dan pengikutnya yang tetap istiqomah hingga akhir zaman.

Syukur Alhamdulillah, Tesis dengan judul “ PENDEKATAN REGRESI LONGITUDINAL TOBIT DENGAN BATAS BAWAH PADA SKALA GCS TRAUMA KEPALA PENDERITA STROKE DI RUMAH SAKIT HAJI SURABAYA “ ini dapat terselesaikan sesuai dengan waktunya. terselesaikannya Tesis ini, tidak terlepas dari dukungan berbagai pihak yang telah memberikan bimbingan dan bantuan pada penulis. Untuk itu pada kesempatan ini penulis mengucapkan terima kasih sedalam – dalamnya kepada :

1. Bapak dan Ibu atas segala do'a, pengorbanan, motivasi, kepercayaan, kasih sayang, kesabaran dan masih banyak pemberian lain yang tidak mungkin disebutkan satu persatu.
2. Adek Usi, Adek Delmarich yang telah banyak memberikan bantuan dan doa, terima kasih atas semuanya.
3. Adek Aksa yang telah banyak memberikan kelucuan – kelucuan dan membuat beban tesis sedikit berkurang.
4. Ibu Dr. Dra. Ismaini Zain, M.Si selaku dosen pembimbing yang telah banyak memberikan arahan, bimbingan ilmu, dan sarannya serta banyak hal baru yang telah diberikan kepada Penulis dalam penyelesaian Tesis ini
5. Ibu Vita Ratnasari,, S.Si, M.Si selaku co pembimbing yang dengan penuh kesabaran membimbing penulis dan memberikan arahan, bimbingan ilmu, dan sarannya.
6. Teman Reguler Fastha Aulia, terima kasih atas segala bantuan, semangat dan kebersamaan selama ini.
7. Pihak – pihak lain yang telah mendukung dan membantu penyusunan Tesis ini yang tidak mungkin penulis sebutkan satu persatu.

Penulis menyadari penyusunan Tesis ini masih jauh dari sempurna, maka kritik dan saran yang membangun akan senantiasa penulis harapkan demi kesempurnaan di masa mendatang. Semoga tulisan ini dapat memberikan sumbangan yang bermanfaat bagi semua pihak.

Surabaya, Februari 2018

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	
LEMBAR PENGESAHAN	
ABSTRAK	i
ABSTRACT	iii
KATA PENGANTAR	v
DAFTAR ISI	vii
DAFTAR TABEL	ix
DAFTAR GAMBAR	xiii
DAFTAR LAMPIRAN	xv
BAB I PENDAHULUAN	
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	4
1.3 Tujuan Dan Manfaat Penelitian	5
1.3.1 Tujuan Penelitian	5
1.3.2 Manfaat Penelitian	5
1.4 Batasan Masalah	5
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	
2.1 Konsep Data Tersensor	7
2.2 Model Tobit	8
2.2.1 Estimasi Parameter Model Tobit	10
2.2.2 Pengujian Model Regresi Tobit	11
2.3 Analisis Data Longitudinal	12
2.4 Analisis Regresi Longitudinal Tobit	13
2.5 Estimasi Parameter Regresi Longitudinal Tobit	15

2.6 Perkembangan Analisis Regresi Longitudinal Tobit	18
2.7 Stroke	22
2.8 GCS	23
2.9 Faktor – Faktor yang Terlibat dengan GCS	25
2.9.1 Tekanan Darah	25
2.9.2 Tekanan Darah Sistolik	26
2.9.3 Tekanan Darah Diastolik	26
2.9.4 Suhu Tubuh	26
2.9.5 Denyut Nadi	27
BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN	
3.1 Sumber Data	29
3.2 Variabel Penelitian	29
a. Variabel Respon	29
b. Variabel Prediktor	30
3.3 Struktur Data	30
3.4 Langkah Analisis	32
BAB 4 ANALISIS DAN PEMBAHASAN	
4.1 Deskripsi Data GCS	33
4.2 Pemodelan Data Faktor – Faktor yang Mempengaruhi Tingkat Keparahan Trauma Kepala pada Penderita Stroke	38
4.3 Hasil Pemodelan Regresi Longitudinal Tobit	38
BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN	
5.1 Kesimpulan	73
5.2 Saran	74
DAFTAR PUSTAKA	
LAMPIRAN	

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Penilaian Glasgow Coma Scale (GCS	25
Tabel 3.1 Variabel Respon	29
Tabel 3.2 Variabel Prediktor	30
Tabel 3.3 Struktur Data	31
Tabel 4.1 Deskripsi Data Variabel GCS	34
Tabel 4.2 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 1	40
Tabel 4.3 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 2	40
Tabel 4.4 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 3.....	41
Tabel 4.5 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 4.....	42
Tabel 4.6 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 5	43
Tabel 4.7 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 6	43
Tabel 4.8 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 7	44
Tabel 4.9 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 8.....	45
Tabel 4.10 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 9	45
Tabel 4.11 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 10	46
Tabel 4.12 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 11	47
Tabel 4.13 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 12	48
Tabel 4.14 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 13	48
Tabel 4.15 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 14	49
Tabel 4.16 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 15	50
Tabel 4.17 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 16	50
Tabel 4.18 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 17	51
Tabel 4.19 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 18	52
Tabel 4.20 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 19	53
Tabel 4.21 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 20	53
Tabel 4.22 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 21	54
Tabel 4.23 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 22	55
Tabel 4.24 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 23	56
Tabel 4.25 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 24	56

Tabel 4.26 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 25	57
Tabel 4.27 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 26	58
Tabel 4.28 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 27	59
Tabel 4.29 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 28	59
Tabel 4.30 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 29	60
Tabel 4.31 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 30	61
Tabel 4.32 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 31	62
Tabel 4.33 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 32	62
Tabel 4.34 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 33	63
Tabel 4.35 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 34	64
Tabel 4.36 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 35	65
Tabel 4.37 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 36	65
Tabel 4.38 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 37	66
Tabel 4.39 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 38	67
Tabel 4.40 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 39	68

Halaman ini sengaja di kosongkan

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Ilustrasi Variabel Latent, Terpotong, Tersensor	12
Gambar 4.1 <i>Line Plot</i> GCS dengan Pengamatan (5 Pasien)	35
Gambar 4.2 <i>Scatteplot</i> antara y^* dengan setiap variabel prediktor.....	39
Gambar 4.3 Plot data asli dan hasil dari pemodelan longitudinal tobit pasien 1	69
Gambar 4.4 Plot data asli dan hasil dari pemodelan longitudinal tobit pasien 2	69
Gambar 4.5 Plot data asli dan hasil dari pemodelan longitudinal tobit pasien 6	70
Gambar 4.6 Plot data asli dan hasil dari pemodelan longitudinal tobit pasien 39	71

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1. Data Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Trauma Kepala Penderita Stroke	1
Lampiran 2. Deskripsi Data Variabel GCS	3
Lampiran 3. Scatter Plot Pasien 1 hingga 39	4
Lampiran 4. Line Plot antara Variabel GCS dengan Pengamatan	8
Lampiran 5. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 1	9
Lampiran 6. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 2	9
Lampiran 7. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 3.....	10
Lampiran 8. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 4.....	10
Lampiran 9. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 5.....	11
Lampiran 10. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 6.....	11
Lampiran 11. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 7.....	12
Lampiran 12. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 8.....	12
Lampiran 13. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 9.....	13
Lampiran 14. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 10	13
Lampiran 15. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 11.....	14
Lampiran 16. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 12.....	14
Lampiran 18. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 13.....	15
Lampiran 19. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 14.....	15
Lampiran 20. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 15.....	16

Lampiran 21. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 16.....	16
Lampiran 22. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 17.....	17
Lampiran 23. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 18.....	17
Lampiran 24. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 19.....	18
Lampiran 25. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 20.....	18
Lampiran 26. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 21.....	19
Lampiran 27. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 22.....	19
Lampiran 28. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 23.....	20
Lampiran 29. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 24.....	20
Lampiran 30. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 25.....	21
Lampiran 31. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 26.....	21
Lampiran 32. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 27.....	22
Lampiran 33. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 28.....	22
Lampiran 34. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 29.....	23
Lampiran 35. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 30.....	23
Lampiran 36. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 31.....	24
Lampiran 37. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 32.....	24
Lampiran 38. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 33.....	25
Lampiran 39. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 34.....	25
Lampiran 40. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 35.....	26
Lampiran 41. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 36.....	26

Lampiran 42. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 37.....	27
Lampiran 43. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 38.....	27
Lampiran 44. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 39.....	28
Lampiran 45. . Line Plot antara Ekspektasi Variabel GCS dengan Pengamatan	28

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Stroke merupakan masalah kesehatan yang utama bagi masyarakat modern saat ini. Dewasa ini, stroke semakin menjadi masalah serius yang dihadapi hampir diseluruh dunia. Hal tersebut dikarenakan serangan stroke yang mendadak dapat mengakibatkan kematian, kecacatan fisik dan mental baik pada usia produktif maupun usia lanjut. Stroke merupakan suatu gangguan disfungsi neurologis akut yang disebabkan oleh gangguan peredaran darah, dan terjadi secara mendadak (dalam beberapa detik) atau setidak-tidaknya secara cepat (dalam beberapa jam) dengan gejala-gejala dan tanda-tanda yang sesuai dengan daerah fokal otak yang terganggu (*World Health Organization, 1986*)

Jumlah penderita stroke cenderung terus meningkat setiap tahun, bukan hanya menyerang penduduk usia tua, tetapi juga dialami oleh mereka yang berusia muda dan produktif. Saat ini Indonesia tercatat sebagai negara dengan jumlah penderita stroke terbesar di Asia (Misbach, 2000). Angka ini diperberat dengan adanya pergeseran usia penderita stroke yang semula menyerang orang usia lanjut kini bergeser ke arah usia produktif. Bahkan, kini banyak menyerang anak-anak usia muda (Riskerdas, 2007).

Dalam kasus penderita stroke, seorang pasien stroke sering mengalami trauma/cidera kepala akibat terjatuh di kamar mandi, terjatuh di tangga atau selepas bangun tidur. Trauma/cidera dapat melibatkan seluruh lapisan, mulai dari lapisan kulit kepala paling luar, tulang tengkorak, durameter, vaskuler otak sampai jaringan otaknya sendiri. Trauma/cidera kepala pada pasien stroke membutuhkan sebuah rekam medis yang berkelanjutan untuk memastikan penanganan kesehatan lebih lanjut. Bagaimanapun juga, trauma bukanlah proses yang statis. Begitu satu masalah teratasi, akan muncul masalah kesehatan yang lain (De Freitas, 2009). Dengan fasilitas minimal, sistem skoring menjadi sangat diperlukan untuk menilai status kesadaran dan prognosis cidera yang dialami pasien.

Salah satu cara untuk menentukan derajat keparahan trauma kepala pada pasien stroke adalah menggunakan rekam medis *Glasgow Coma Scale* (GCS). GCS sendiri diperkenalkan sejak tahun 1970an, dan telah banyak digunakan sebagai standar untuk menilai derajat kesadaran pasien dengan trauma kepala. GCS didasari pada respon pasien terhadap pembukaan mata, fungsi verbal dan berbagai fungsi respon motorik terhadap berbagai stimulus (Bruns dan Hauser, 2003). Sistem skoring pada GCS terkadang mengalami kendala, misalnya ketika obat nyeri diselidiki dan variabel respon diukur pada analog visual, beberapa pasien akan melaporkan “tidak ada rasa sakit”, namun setelah waktu tertentu mereka tidak bisa mengatakan tingkatan yang lebih rendah dari “tidak sakit”. Untuk mengatasi hal tersebut maka skoring pada *Glasgow Coma Scale* akan diberikan sensor pada suatu nilai tertentu sehingga sebagian data akan ditransformasi menjadi nilai tunggal atau konstanta yang disebut dengan data tersensor.

Dalam beberapa studi, variabel respon dari penelitian khusus memiliki batas tertinggi dari waktu ke waktu. Misalnya, pada instrumen untuk mengukur proses rehabilitasi, laporan pasien umumnya tidak bisa melebihi batas maksimum. Hal ini juga mungkin bahwa apa yang disebut efek batas tertinggi terjadi. Tingkat sebenarnya dari skor tertinggi peserta tes tidak bisa diukur dengan benar dan fenomena ini biasanya disebut dengan efek batas tertinggi. Efek batas tertinggi terjadi ketika dalam sebuah penelitian, tes dan skala relatif mudah sehingga proporsi seseorang mendapat nilai maksimum atau nilai dekat maksimum dan tingkat sebenarnya dari kemampuan mereka tidak dapat ditentukan (Uttl, 2005). Untuk menangani data tersensor dengan batas atas atau batas bawah dikembangkan dan diterapkan pendekatan tobit (Muthen, 1990).

Metode regresi tobit atau regresi tersensor telah banyak digunakan dalam berbagai penelitian. Beberapa penelitian tersebut dilakukan antara lain oleh Kusfiva (2000) yang meneliti tentang pengeluaran rumah tangga untuk konsumsi buah-buahan; Suhardi dan Llewelyn (2001) yang meneliti tentang kepuasan konsumen untuk jasa pengangkutan barang; Hadad *et al.*, (2004) meneliti tentang permintaan dan penawaran kredit konsumsi rumah tangga; Karli dan Bilgic (2007) melakukan penelitian tentang faktor-faktor yang mempengaruhi konsumsi

terhadap daging merah dan daging putih; Purnomo (2008) melakukan penelitian terhadap pengeluaran konsumsi daging dan susu; Chen (2009) yang melakukan penelitian tentang identifikasi *nonparametric* dan estimasi untuk regresi tersensor; Yusti (2012) yang melakukan penelitian pada faktor-faktor yang mempengaruhi tingkat pengangguran terbuka perempuan; dan Andhie (2012) yang melakukan penelitian penggunaan internet di pulau Jawa dengan menggunakan metode tobit spasial.

Rekam medis pada trauma/cidera kepala dengan menggunakan *Glasgow Coma Scale* pada penderita stroke dilakukan secara berulang-ulang dari waktu ke waktu. Waktu sangat penting dan dalam pengukurannya diharapkan sebuah peristiwa dapat terekam dengan baik, misalkan kekambuhan atau kesembuhan suatu penyakit dapat terobservasi dan tercatat dengan detail. Analisis yang mengacu pada pengamatan dimana pengukurannya dilakukan berulang kali dari waktu ke waktu ini disebut dengan analisis data longitudinal (Brown, 1999).

Data longitudinal diperoleh melalui pengukuran berulang yang berhubungan dengan situasi dimana data dikumpulkan oleh objek atau unit-unit percobaan yang sama dan diamati sepanjang suatu periode waktu untuk dicatat pola perkembangan peubah responnya (Diggle, Liang & Zeger, 1994). Analisis data longitudinal telah banyak dilakukan dalam berbagai ilmu seperti pendidikan, psikologis, biologi, kimia, pertanian, dan merupakan salah satu strategi yang penting khususnya dalam penelitian bidang medis/kedokteran dan ilmu sosial.

Pada penelitian ini data rekam medis GCS yang diobservasi secara berulang-ulang, cenderung akan menimbulkan masalah efek batas atas atau bawah yang lebih parah. Oleh karena itu salah satu cara yang dilakukan pada data longitudinal yang memiliki batas atas atau bawah adalah dengan melakukan pendekatan metode regresi longitudinal tobit (Cowles, Carlin & Connett, 1996). Regresi longitudinal tobit sangat cocok untuk menganalisis data longitudinal dengan batas atas atau batas bawah dan memiliki kelebihan jika dibandingkan dengan *traditional linier mixed model* (Josk Twisk dan Frank Rijmen, 2008). Studi sebelumnya tentang analisis longitudinal tobit pernah dilakukan oleh Uttil (2005) yang meneliti tentang efek batas tertinggi yang digunakan pada tes memori rekam lisan yang dipasangkan dengan daftar kata dari *Wechsler Memory Scale*.

Pendekatan metode longitudinal tobit juga pernah dilakukan oleh Jos Twisk dan Frank Rijmen (2009) yang meneliti skala *Index Barthel* pada kasus penderita stroke dengan menggunakan batas atas dan bawah. Peneliti ingin membandingkan penggunaan dari metode *longitudinal tobit analysis* dengan “classical” *longitudinal analisis* yaitu *linear mixed models* yang diaplikasikan pada skala *Index Barthel*. Jos dan Frank melakukan pembentukan 2 model, yaitu model antara variabel respon dengan waktu serta variabel respon dengan prediktor. Perbandingan dilakukan melalui kriteria model dari AIC dan BIC, dan diperoleh hasil bahwa pada model *longitudinal tobit analysis* nilai dari kedua kriteria tersebut lebih kecil daripada untuk *linear mixed models*. Begitu pula pada kriteria MSE dari *longitudinal tobit analysis* bernilai lebih kecil daripada *linear mixed models*. Hal ini terjadi pada kedua model baik model tanpa prediktor, maupun model dengan prediktor artinya *longitudinal tobit analysis* lebih cocok untuk diterapkan pada kasus ini.

Pada penelitian yang dijelaskan sebelumnya, struktur data *Index Barthel* merupakan data longitudinal, hal tersebut tidak jauh berbeda dengan data yang dipakai pada penelitian ini yaitu data skor GCS. Hal tersebut menjadi dasar peneliti untuk melakukan penelitian terhadap pendekatan metode regresi longitudinal tobit yang digunakan untuk melakukan analisis terhadap faktor-faktor yang mempengaruhi keparahan cedera/trauma kepala pada penderita penyakit stroke, dimana trauma/cidera kepala yang dihitung dari nilai *Glasgow Coma Scale* yang memiliki skor tingkat keparahan berbeda-beda.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian latar belakang masalah yang telah diuraikan, maka rumusan masalah yang akan dibahas pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

- a. Bagaimana karakteristik dari variabel GCS, tekanan darah sistolik, tekanan darah diastolik, suhu tubuh dan nadi pada penderita stroke?
- b. Bagaimana penerapan metode regresi longitudinal tobit pada faktor – faktor yang mempengaruhi tingkat keparahan trauma kepala pada penderita stroke?

1.3 Tujuan dan Manfaat Penelitian

1.3.1 Tujuan Penelitian

Berdasarkan perumusan masalah, maka tujuan yang diharapkan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

- a. Mendeskripsikan karakteristik dari variabel GCS, tekanan darah sistolik, tekanan darah diastolik, suhu tubuh dan nadi pada penderita stroke.
- b. Menerapkan atau mengaplikasikan metode regresi longitudinal tobit pada faktor – faktor yang mempengaruhi tingkat keparahan trauma kepala pada penderita stroke.

1.3.2 Manfaat Penelitian

Manfaat yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Bagi keilmuan statistika : Dalam kaitannya dengan pengembangan ilmu, maka diharapkan dapat memberikan sumbangan pemikiran dalam rangka memperdalam dan memperkaya wawasan mengenai metode pemodelan regresi longitudinal tobit khususnya pada kasus faktor-faktor yang mempengaruhi tingkat keparahan trauma kepala pada penderita stroke.
2. Bagi pihak rumah sakit Haji Surabaya : Dengan mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhi derajat kesadaran trauma kepala sehingga diharapkan dapat memberikan observasi yang tepat sehingga dapat diberikan penanganan dalam penyembuhan pasien secara maksimal.

1.4 Batasan Masalah

Dalam penelitian ini masalah yang dibahas akan dibatasi pada hal-hal :

- a. Data penggunaan *Glasgow Coma Scale* pasien stroke rawat inap selama 14 hari.
- b. Data pada hari pertama, kedua dan seterusnya diasumsikan sama.

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

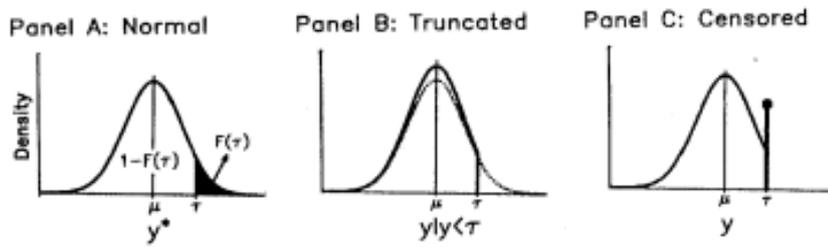
Pada bab ini akan diberikan penjelasan teori mengenai regresi longitudinal tobit, serta beberapa teori yang berkaitan dengan penelitian ini.

2.1 Konsep Data Tersensor

Jenis data tersensor merupakan data yang memuat nilai nol pada sebagian observasinya sedangkan untuk sebagian nilai lainnya mempunyai nilai tertentu yang bervariasi. Seringkali dalam memodelkan data yang banyak mengandung nilai nol, maka data nol ini dianggap sebagai outlier dan dibuang dalam pemodelannya. Hal ini akan menyebabkan banyak informasi yang hilang karena observasi yang banyak dibuang. Ciri lain Dari data tersensor adalah sebagian nilai dari suatu rentang tertentu ditransformasikan sebagai nilai tunggal atau konstanta (Greene, 2008). Bila variabel tak bebas menunjukkan skala campuran, yaitu sebagian diskrit dan sebagian lagi kontinyu maka data yang demikian bias dikatakan data yang tersensor (Zain dan Suhartono, 1997; Greene, 2008). Misalkan y_i berdistribusi normal dengan rata – rata μ dan varians σ^2 dimana $i = 1, 2, \dots, n$. Variabel observasi y_i^* dikatakan tersensor bila mengikuti persamaan (2.1)

$$y_i^* = \begin{cases} y_i & \text{untuk } y_i > \tau \\ \tau & \text{untuk } y_i \leq \tau \end{cases} \quad (2.1)$$

Dengan τ adalah suatu konstanta tertentu. Jika nilai y^* tidak diketahui ketika $y^* \geq \tau$, maka y^* mengandung suatu variabel *latent* yang tidak dapat diamati pada seluruh *range*-nya. Panel A pada Gambar 2.1 memperlihatkan distribusi dari $y^* \sim N(\mu, \sigma^2)$, dengan nilai variabel *latent* digambarkan sebagai wilayah gelap pada kurva. Jika nilai yang tidak diketahui tersebut dipotong, maka sebagian informasi yang dapat menjelaskan populasi akan hilang dimana kurva distribusi menjadi lebih runcing (panel B). Panel C menggambarkan data tersensor yang mengelompok pada nilai τ sehingga tidak merubah informasi berkaitan distribusi populasi.



Gambar 2.1 Ilustrasi Variabel Latent, Terpotong, Tersensor (Sumber : Long, 1997)

Long (1997) menjelaskan bahwa jika menggunakan keseluruhan data untuk model regresi linier pada data tersensor, akan menghasilkan nilai parameter yang *overestimates* data *intercept*. Sedangkan jika menghilangkan observasi yang nilainya tidak diketahui, akan menghasilkan koefisien parameter yang *underestimates* pada *slope* dan *overestimates* pada *intercept*. Data terpotong menyebabkan terjadinya korelasi antara variabel prediktor dengan residual, sehingga menghasilkan estimasi yang tidak konsisten.

Diperlukan suatu perlakuan khusus untuk menjelaskan hubungan statistik antara variabel tersensor tersebut dengan suatu variabel prediktor. Sekelompok variabel prediktor diharapkan mempengaruhi baik probabilitas dari nilai yang di luar batasan maupun di dalam batasan. Jika variabel respon di pandang sebagai dikotomi nilai di dalam dan luar batasan, maka model logit dan probit dapat menjelaskan hubungan ini. Tetapi variasi di dalam batasan menjadi tidak efisien, karena tidak terpakai dalam model padahal informasinya tersedia. Jika variabel respon dipandang sebagai variasi nilai di dalam batasan, maka nilai regresi linier menjadi teknik statistik yang memadai. Akan tetapi berakibat pada tidak terpenuhinya asumsi-asumsi pada regresi linier dan hasil parameter yang bias (Greene, 2008).

2.2 Model Tobit

Regresi tobit (*Truncated Regression*) atau biasa disebut regresi tersensor merupakan analisis regresi yang digunakan untuk menggambarkan hubungan antara variabel *dependent* (y) dan variabel *independent* (x) dimana variabel *dependent* tersebut berskala campuran. Skala campuran yang terdiri dari data diskrit dan kontinyu. Istilah tobit pertama kali dikemukakan oleh James Tobin

pada tahun 1958 yang digunakan untuk menganalisis pengeluaran para rumah tangga di Amerika Serikat untuk membeli mobil. Rumah tangga yang tidak membeli mobil maka pengeluarannya adalah nol dan hal ini sangat berpengaruh terhadap hasil analisis regresi. Apabila tetap menggunakan OLS, perhitungan parameter akan cenderung mendekati nol juga dan menjadi tidak signifikan, atau jika menjadi signifikan, nilainya mengalami bias (terlalu tinggi atau terlalu rendah). Untuk mengatasi masalah-masalah tersebut, maka dikembangkanlah model regresi tobit.

Pemodelan regresi tobit diawali dengan memperhatikan model sebagai berikut (Greene, 2008):

$$y_i = \tilde{x}_i^T \tilde{\beta} + \varepsilon_i \quad (2.2)$$

Dimana ε_i adalah *error* yang diasumsikan berdistribusi $N(0, \sigma^2)$; $\tilde{x}_i^T = [1 \ x_{1i} \ x_{2i} \ \dots \ x_{pi}]$ adalah vektor variabel prediktor, $\tilde{\beta} = [\beta_0 \ \beta_1 \ \dots \ \beta_p]^T$ adalah vektor parameter, merupakan banyaknya variable. Nilai observasi y_i diperoleh dari persamaan (2.1) sehingga persamaan (2.2) menjadi

$$y_i^* = \begin{cases} \tilde{x}_i^T \tilde{\beta} + \varepsilon_i & \text{untuk } y_i > \tau \\ \tau & \text{untuk } y_i \leq \tau \end{cases} \quad (2.3)$$

Dengan τ adalah suatu konstanta tertentu, y_i berdistribusi normal dengan mean $\tilde{x}_i^T \tilde{\beta}$ dan varians σ^2 maka diperoleh nilai probabilitas data tersensor dan tidak tersensor sesuai dengan persamaan (2.4). Nilai Φ adalah *cumulative distribution function* (cdf) dari distribusi normal standar.

$$\begin{aligned} \Pr(y_i \leq \tau | \tilde{x}_i) &= \Pr(\tilde{x}_i^T \tilde{\beta} + \varepsilon_i \leq \tau | \tilde{x}_i) \\ &= \Pr(\varepsilon_i \leq \tau - \tilde{x}_i^T \tilde{\beta} | \tilde{x}_i) \\ &= \Pr\left(\frac{\varepsilon_i}{\sigma} \leq \frac{\tau - \tilde{x}_i^T \tilde{\beta}}{\sigma} \mid \tilde{x}_i\right) \\ &= \Phi\left(\frac{\tau - \tilde{x}_i^T \tilde{\beta}}{\sigma}\right) \end{aligned} \quad (2.4)$$

$$\begin{aligned}
\Pr(y_i > \tau | x_i) &= \Pr(x_i^T \beta + \varepsilon_i > \tau | x_i) \\
&= 1 - \Pr(x_i^T \beta + \varepsilon_i \leq \tau | x_i) \\
&= 1 - \Phi\left(\frac{\tau - x_i^T \beta}{\sigma}\right) \\
&= \Phi\left(\frac{x_i^T \beta - \tau}{\sigma}\right)
\end{aligned}$$

2.2.1 Estimasi Parameter Model Regresi Tobit

Penaksiran parameter dalam regresi tobit menggunakan metode MLE (*Maksimum Likelihood Estimator*). Fungsi likelihood dari model regresi tersensor terdiri dari dua bagian yaitu data yang tersensor dan data yang tidak tersensor yang ditunjukkan pada persamaan (2.5) sebagai berikut.

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^{n_1} \Phi\left(\frac{\tau - x_i^T \beta}{\sigma}\right) \prod_{i=n_1+1}^{n_2} \left[\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2}(y_i - x_i^T \beta)^2\right] \right] \quad (2.5)$$

Sementara itu untuk fungsi likelihood untuk model tobit adalah seperti pada persamaan (2.6) sebagai berikut.

$$\begin{aligned}
L(\theta) &= \prod_{i=1}^{n_1} \Phi\left(\frac{\tau - x_i^T \beta}{\sigma}\right) + \sum_{i=n_1+1}^{n_2} \left[\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2}(y_i - x_i^T \beta)^2\right] \right] \\
&= \sum_{i=1}^{n_1} \Phi\left(\frac{\tau - x_i^T \beta}{\sigma}\right) - \frac{n_2}{2} \ln(2\pi) - \frac{n_2}{2} \ln(\sigma^2) - \frac{1}{2} \sum_{i=n_1+1}^{n_2} \left(\frac{y_i - x_i^T \beta}{\sigma}\right)^2
\end{aligned} \quad (2.6)$$

Nilai maksimum fungsi likelihood dapat diperoleh dengan cara menurunkan fungsi likelihoodnya terhadap parameter yang dicari yang kemudian disama dengankan nol. Karena fungsi yang dihasilkan tidak linier sehingga digunakan iterasi Newton-Raphson untuk mendapatkan $\hat{\theta}$ dengan persamaan (2.7)

$$\theta^{(t+1)} = \theta^{(t)} - [H^{(t)}]^{-1} q^{(t)} \quad (2.7)$$

dimana $\theta^{(t)} = (\beta_0 \ \beta_1 \ \beta_2 \dots \beta_k)^T$

$$q^{(t)} = \left[\frac{\partial \ln(L)}{\partial \beta_0} \quad \frac{\partial \ln(L)}{\partial \beta_1} \quad \dots \quad \frac{\partial \ln(L)}{\partial \beta_k} \right]^T$$

$$H = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 \ln(L)}{\partial \beta_0^2} & \frac{\partial^2 \ln(L)}{\partial \beta_0 \beta_1} & \dots & \frac{\partial^2 \ln(L)}{\partial \beta_0 \beta_k} \\ & \frac{\partial^2 \ln(L)}{\partial \beta_1^2} & \dots & \frac{\partial^2 \ln(L)}{\partial \beta_1 \beta_k} \\ & & \vdots & \\ & \text{simetris} & \ddots & \frac{\partial^2 \ln(L)}{\partial \beta_k^2} \end{bmatrix}$$

Iterasi akan berhenti jika terpenuhi kondisi konvergen, yaitu selisih $\|\hat{\theta}^{(t+1)} - \hat{\theta}^{(t)}\| \leq \delta$ dimana δ adalah bilangan yang sangat kecil.

2.2.2 Pengujian Model Regresi Tobit

Persamaan yang mengandung beberapa variabel prediktor dan berpengaruh terhadap variabel respon dapat dilakukan pengujian dengan likelihood ratio test (Galiano dan Kunert, 2005). Likelihood ratio test digunakan untuk menguji estimasi parameter secara serentak, sedangkan uji wald digunakan untuk pengujian secara individu.

1. Uji serentak

Uji serentak digunakan untuk menguji parameter secara bersama – sama.

Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut :

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_k = 0$$

$$H_1 : \text{minimal ada salah satu } \beta_{k^*} \neq 0 \text{ dimana } k^* = 1, 2, \dots, k$$

Statistik uji yang digunakan adalah

$$G^2 = -2 \ln \left(\frac{L(\hat{\omega})}{L(\hat{\Omega})} \right) \quad (2.8)$$

$$G^2 = -2 \left(\ln L(\hat{\omega}) - \ln L(\hat{\Omega}) \right)$$

Dimana $L(\hat{\omega})$ = nilai maksimum likelihood tanpa variabel prediktor

$L(\hat{\Omega})$ = nilai maksimum likelihood dengan variabel prediktor

H_0 ditolak jika $G^2 > \chi^2_{(\alpha, k)}$, karena G^2 secara *asymptotically* mengikuti distribusi *chi-square*. Dimana k adalah banyaknya variabel prediktor model atau

$P\text{-value} < \alpha$ yang berarti ada salah satu atau lebih β_{k^*} yang berpengaruh pada model.

2. Uji Parsial

Uji parsial digunakan untuk pengujian individu yang menunjukkan apakah suatu variabel bebas signifikan atau layak untuk masuk model. Pengujian yang digunakan adalah *Wald test*. Hipotesis untuk uji parsial adalah sebagai berikut :

$$H_0 : \beta_{k^*} = 0$$

$$H_1 : \beta_{k^*} \neq 0 \text{ dimana } k^* = 1, 2, \dots, k$$

Statistik uji yang digunakan adalah sebagai berikut

$$W_{k^*} = \left(\frac{\hat{\beta}_{k^*}}{SE(\hat{\beta}_{k^*})} \right) \quad (2.9)$$

Dimana β_{k^*} adalah penaksir parameter β_{k^*} dan $SE(\hat{\beta}_{k^*}) = \sqrt{\text{var}(\hat{\beta}_{k^*})}$.

H_0 ditolak jika $W_{k^*} < -Z_{\frac{\alpha}{2}}$ atau $W_{k^*} > Z_{\frac{\alpha}{2}}$ dimana nilai $Z_{\frac{\alpha}{2}}$ adalah nilai kuantil

distribusi normal standar batas bawah $\frac{\alpha}{2}$ dari kanan.

2.3 Analisis Data Longitudinal

Analisis Data Longitudinal adalah sebuah studi yang mengacu pada pengamatan dimana pengukurannya dilakukan berulang kali dari waktu ke waktu (Brown, 1999). Studi semacam ini banyak muncul di berbagai bidang. Di bidang kedokteran studi ini dilakukan terhadap pengukuran rehabilitasi pasien stroke yang diamati pada berbagai waktu. Studi ini sangat efektif untuk mempelajari pengaruh waktu terhadap karakteristik tertentu. Waktu sangat penting dan dalam pengukurannya diharapkan sebuah peristiwa dapat terekam dengan baik, misalkan pada bidang kesehatan seperti kekambuhan penyakit atau kesembuhan dapat terobservasi dan tercatat dengan detail.

Dalam kebanyakan studi longitudinal, tujuan utama analisis adalah untuk mengetahui nilai tengah respon yang dinyatakan sebagai fungsi dari waktu. Karena pengukuran yang dilakukan terhadap suatu objek biasanya saling

berkorelasi, maka struktur dari pengukuran-pengukuran tersebut harus dimasukkan didalam analisis.

Secara umum, himpunan data longitudinal dituliskan sebagai berikut :

$$(y_{ij}, x_{aij}, x_{aij}, x_{aij}, x_{aij}) \quad (2.10)$$

dimana :

y_{ij} : pengukuran ke j (dari n_i pengukuran) terhadap objek ke i (dari m objek)

x_{aij} : merupakan pengukuran variabel x ke a terhadap objek ke i pada pengukuran ke j .

2.4 Analisis Regresi Longitudinal Tobit

Perhitungan tobit ditemukan oleh James Tobin pada tahun 1958 ketika ia menganalisa pengeluaran para rumah tangga di Amerika Serikat untuk membeli mobil. Pengeluaran untuk mobil di beberapa rumah tangga menjadi nol (karena rumah tangga tersebut tidak membeli mobil), dan hal ini sangat berpengaruh terhadap hasil analisa regresi. Ia menemukan bahwa jika tetap menggunakan OLS, perhitungan parameter akan cenderung mendekati nol dan menjadi tidak signifikan, atau jika menjadi signifikan nilainya mengalami bias (terlalu tinggi atau terlalu rendah) dan juga tidak konsisten (jika ada data baru, hasilnya tidak sama atau tidak sesuai dengan hasil semula).

Untuk mengatasi masalah-masalah tersebut, metode Tobit menggunakan cara *maximum likelihood* (ML), bukan *least squares* lagi, daripada meminimalisasikan nilai *likelihood function* dengan mencari parameter-parameter regresi yang memberikan nilai tertinggi untuk *likelihood function* tersebut.

Metode tobit mengasumsikan bahwa variabel-variabel prediktor tidak terbatas nilainya (*non-censored*), hanya variabel respon yang *censored*, semua variabel (baik respon maupun prediktor) diukur dengan benar, tidak ada *autocorrelation*, tidak ada *heteroscedascity*, tidak ada multikolinearitas yang sempurna, dan model matematis yang digunakan menjadi tepat (Gujarati, 1995).

Peubah pengamatan y_i^* dikatakan tersensor bila mengikuti persamaan

$$y_i^* = \begin{cases} x_i^T \beta + \varepsilon_i & \text{untuk } y_i > \tau \\ \tau & \text{untuk } y_i \leq \tau \end{cases} \quad (2.11)$$

dimana $i = 1, 2, \dots, n$ adalah banyaknya observasi. Model regresi tobit untuk variabel dependen yang memiliki batas adalah:

$$y_i^* = \tilde{x}_i \beta + e_i, \quad e_i \sim N(0, \sigma^2) \quad (2.12)$$

dimana:

y_i^* : variabel respon laten yang diamati

\tilde{x} : variabel prediktor

β : koefisien vektor yang berukuran $k \times 1$ yang tidak diketahui, k adalah banyaknya parameter

e_i : residual model yang mengikuti sebaran normal tersensor $(0, \sigma^2)$

Oleh karena itu, diamati terbatas tergantung variabel y diperoleh dari nilai y^* sebagai berikut:

$y_i \leq \tau$ maka data yang diamati memiliki batas bawah. Dimana semua nilai y_i yang kurang dari atau sama dengan τ dianggap bernilai sama dengan τ nya.

$y_i \geq \tau$ maka data yang diamati memiliki batas atas. Dimana semua nilai y_i yang lebih dari atau sama dengan τ dianggap bernilai sama dengan τ nya.

Karena mekanisme sensor, $E(y)$ tidak sama dengan $E(y^*)$ sehingga distribusi untuk y tidak sama dengan y^* , nilai-nilai yang diharapkan akan berbeda. Oleh karena itu, estimasi parameter dapat menjadi tidak konsisten.

Untuk data longitudinal, model tobit dapat didefinisikan dengan cara yang sama, Seperti dalam analisis longitudinal klasik, model yang mendasari y^* adalah model linier campuran:

$$y_{ij}^* | b_i = \tilde{x}_{ij} \beta + z_{ij} b_i + e_{ij} \sim N(0, \sigma^2)$$

$$b_i \sim N(0, D) \quad (2.13)$$

dimana i mengacu pada subjek i dan j . Artinya, tergantung pada kasus spesifik parameter b_i , model linier diasumsikan dengan $E\left(y_{ij}^* | b_i\right) = \tilde{x}_{ij}' \beta + z_{ij}' b_i + e_{ij}$ yang diperoleh dari y^* sebelumnya.

Estimasi parameter dari model tobit longitudinal sangat rumit, dikarenakan likelihood tidak dapat dipecahkan selama random efek b_i . Ketika dimensi b_i rendah, integral dapat didekati dengan menggunakan *quadrature Gaussian*. Sebuah keuntungan dari estimasi menggunakan *quadrature Gaussian* adalah bahwa akurasi dapat dinilai dengan membandingkan dengan nomor yang berbeda dari poin *quadrature*. Ketika *quadrature* diperoleh asumsi normal, perkiraan kepadatan posterior dari variabel laten cenderung bekerja baik untuk respon terus-menerus dan dalam jumlah yang besar (Lesaffre&Spiessens, 2001).

2.5 Estimasi Parameter Regresi Longitudinal Tobit

Model tobit dibentuk dengan terlebih dahulu mengasumsikan adanya hubungan linear antara y^* dengan variabel x yang dinyatakan dengan

$$y_{it} = \tilde{x}_{it}^T \tilde{\beta} + v_i + \varepsilon_{it} \quad (2.14)$$

dimana $i = 1, \dots, n$ dan $t = 1, \dots, n_i$. Random effect adalah $v_i \sim N(0, \sigma_v^2)$ dan $\varepsilon_{it} \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2)$. $\tilde{x}_{it}^T = [1, x_{1t}, x_{2t}, \dots, x_{it}]$ adalah vektor variabel prediktor, $\tilde{\beta} = [\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_t]^T$ adalah vektor parameter (Greene, 2008).

Asumsi distribusi normal, $N(0, \sigma_v^2)$, untuk random effect v_i maka pdf (unconditional of v_i) data yang diamati dari panel ke-i adalah sebagai berikut :

$$f(y_{i1}, \dots, y_{in_i} | x_{i1}, \dots, x_{in_i}) = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{e^{-\frac{v_i^2}{2\sigma_v^2}}}{\sqrt{2\pi\sigma_v^2}} \left\{ \prod_{t=1}^{n_i} F(y_{it}, \tilde{x}_{it}^T \tilde{\beta} + v_i) \right\} dv_i \quad (2.15)$$

dimana

$$F(y_{it}, \Delta_{it}) = \left(\sqrt{2\pi\sigma_\varepsilon^2} \right)^{-1} e^{-\frac{(y_{it} - \Delta_{it})^2}{2\sigma_\varepsilon^2}} \quad \text{jika } y_{it} \in C$$

$$F(y_{it}, \Delta_{it}) = \Phi\left(\frac{y_{it} - \Delta_{it}}{\sigma_\varepsilon}\right) \quad \text{jika } y_{it} \in L$$

$$F(y_{it}, \Delta_{it}) = 1 - \Phi\left(\frac{y_{it} - \Delta_{it}}{\sigma_\varepsilon}\right) \quad \text{jika } y_{it} \in R \quad (2.16)$$

C adalah bagian dari pengamatan tidak tersensor, L adalah bagian dari pengamatan sensor kiri, R adalah bagian dari pengamatan sensor kanan, dan $\Phi(\cdot)$ adalah distribusi normal kumulatif. *Likelihood* level panel l_i yaitu

$$l_i = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{e^{-\frac{v_i^2}{2\sigma_v^2}}}{\sqrt{2\pi\sigma_v}} \left\{ \prod_{t=1}^{n_i} F(y_{it}, x_{it}\beta + v_i) \right\} dv_i \equiv \int_{-\infty}^{\infty} g(y_{it}, x_{it}, v_i) dv_i \quad (2.17)$$

Integral ini dapat diperkirakan dengan M – *point Gauss-Hermite quadrature*

$$\begin{aligned} \int_{-\infty}^{\infty} e^{-x^2} h(x) dx &= \sum_{m=1}^M w_m^* h(a_m^*) \\ &= \sum_{m=1}^M w_m^* \exp\left\{-\left(a_m^*\right)^2\right\} f\left(a_m^*\right) \end{aligned} \quad (2.18)$$

dimana w_m^* menunjukkan bobot *quadrature* dan a_m^* menunjukkan absis *quadrature*. *Log likelihood*, L , adalah jumlah dari *log likelihood* level panel (l_i). Perkiraan default dari *log likelihood* adalah dengan *adaptive Gauss-Hermite quadrature*, dimana perkiraan *likelihood* level panel dengan

$$l_i = \sqrt{2\hat{\sigma}_i} \sum_{m=1}^M w_m^* \exp\left\{-\left(a_m^*\right)^2\right\} g\left(y_{it}, x_{it}, \sqrt{2\hat{\sigma}_i} a_m^* + \hat{\mu}_i\right) \quad (2.19)$$

dimana $\hat{\sigma}_i$ dan $\hat{\mu}_i$ adalah *adaptive parameter* untuk panel i . Oleh karena itu, dengan definisi dari $g(y_{it}, x_{it}, v_i)$, total *log likelihood* diperkirakan dengan

$$L = \sum_{i=1}^n w_i \log \sqrt{2\hat{\sigma}_i} \sum_{m=1}^M w_m^* \exp\left\{-\left(a_m^*\right)^2\right\} \frac{\exp\left\{-\frac{\left(\sqrt{2\hat{\sigma}_i} a_m^* + \hat{\mu}_i\right)^2}{2\sigma_v^2}\right\}}{\sqrt{2\pi\sigma_v}} \quad (2.20)$$

w_i adalah bobot spesifikasi pengguna untuk panel i . Jika tidak ada bobot yang dispesifikasi, maka $w_i = 1$

Default metode *adaptive Gauss-hermite quadrature* adalah menghitung posterior rata-rata dan varians dan menggunakan parameter untuk $\hat{\mu}_i$ dan $\hat{\sigma}_i$ dengan mengikuti metode dari Naylor dan Smith (1982), kemudian didiskusikan di Skronal dan Rabe-Hesketh (2004). Mulai dengan $\hat{\sigma}_{i,0} = 1$ dan $\hat{\mu}_{i,0} = 0$ dan posterior rata-rata dan varians di update pada iterasi ke- k . Jadi, iterasi ke- k dari optimasi untuk l_i menggunakan

$$l_{i,k} = \sum_{m=1}^M \sqrt{2\hat{\sigma}_{i,k-1}} w_m^* \exp\left\{\left(a_m^*\right)^2\right\} g\left(y_{it}, x_{it}, \sqrt{2\hat{\sigma}_{i,k-1}} a_m^* + \hat{\mu}_{i,k-1}\right) \quad (2.21)$$

Misal

$$\tau_{i,m,k-1} = \sqrt{2\hat{\sigma}_{i,k-1}} a_m^* + \hat{\mu}_{i,k-1}$$

$$\hat{\mu}_{i,k} = \sum_{m=1}^M \left(\tau_{i,m,k-1}\right) \frac{\sqrt{2\hat{\sigma}_{i,k-1}} w_m^* \exp\left\{\left(a_m^*\right)^2\right\} g\left(y_{it}, x_{it}, \tau_{i,m,k-1}\right)}{l_{i,k}} \quad (2.22)$$

dan

$$\hat{\sigma}_{i,k} = \sum_{m=1}^M \left(\tau_{i,m,k-1}\right)^2 \frac{\sqrt{2\hat{\sigma}_{i,k-1}} w_m^* \exp\left\{\left(a_m^*\right)^2\right\} g\left(y_{it}, x_{it}, \tau_{i,m,k-1}\right)}{l_{i,k}} - \left(\hat{\mu}_{i,k}\right)^2 \quad (2.23)$$

dan itu diulangi sampai $\hat{\mu}_{i,k}$ dan $\hat{\sigma}_{i,k}$ telah konvergen untuk iterasi itu dari algoritma maksimum. Adaptasi ini diaplikasikan di setiap iterasi sampai log likelihood berubah dari iterasi awal kurang dari perbedaan relatif yaitu 1e-6, setelah itu, parameter *quadrature* adalah tetap.

Output meliputi rata-rata dan komponen varians panel-level (masing-masing dinamakan sigma_e dan sigma_u) bersama dengan ρ (dinamakan rho)

$$\rho = \frac{\sigma_v^2}{\sigma_\varepsilon^2 + \sigma_v^2} \quad (2.24)$$

dimana kontribusi persentase untuk total varians dari komponen varians panel-level ketika ρ adalah nol, komponen varians panel-level adalah tidak penting, dan estimator panel adalah tidak berbeda dari estimator gabungan. Uji rasio *likelihood* secara umum membandingkan estimator gabungan (tobit) dengan estimator panel.

2.6 Perkembangan Analisis Regresi Longitudinal Tobit

Dalam penerapan sains, salah satu hal yang masih menjadi perhatian adalah hubungan antar data yang meliputi beberapa struktur data seperti data multivariat, kluster, data perulangan, data longitudinal dan data spasial. Diantara struktur data tersebut data multivariat telah menerima banyak perhatian di dalam literatur statistik (contohnya Seber 1964, Krzanowski 1988, Johnson and Winchurn 1992). Metode yang sering dipakai dalam mengatasi permasalahan pada data multivariat adalah regresi multivariat dan manova, yang mana keduanya telah diimplementasikan di dalam prosedur GLM SAS (SAS 1991) untuk general linear model.

Pengukuran tekanan darah manusia yang meliputi tekanan darah diastolik dan sistolik diukur secara bersama-sama, hal tersebut merupakan contoh sederhana dari struktur data multivariat. Jika terdapat sebuah keluarga, tekanan darah diastoliknya diukur untuk semua anggotanya, nantinya hasil pengukuran tersebut akan membentuk suatu struktur data kluster yang setiap klasternya terdiri dari beberapa anggota keluarga yang memiliki kesamaan tertentu. Saat tekanan darah diastolik pada setiap objek dicatat di dalam beberapa eksperimen yang sengaja dilakukan, hal ini seringkali disebut dengan data perulangan. Data tekanan darah yang diperoleh dengan melakukan pengukuran pada setiap subjek secara berulang dalam jangka waktu tertentu disebut dengan data longitudinal.

Antara struktur data satu dengan yang lainnya tentu saja memiliki perbedaan dalam penyelesaian dan penentuan suatu metode analisis. Pertama, metode multivariat seperti *principal component* tentu saja kurang sesuai dipakai untuk struktur data selain multivariat. Kedua, pada variabel respon yang berjumlah lebih dari satu, struktur varians kovarians seringkali tidak terstruktur dengan baik, berbeda pada data longitudinal. Oleh sebab itu, metodologi dari

general linier model sangat terbatas untuk dipakai pada data yang lebih kompleks, sebaliknya *general linier mixed model* jauh lebih fleksibel.

Menggantikan dimensi waktu pada sebuah data longitudinal dengan suatu dimensi spasial dapat merubah struktur data menjadi data spasial. Ketika ide dari longitudinal dan spasial area telah berkembang secara terpisah terdapat beberapa usaha yang dilakukan oleh ilmuwan untuk menghubungkan perbedaan kedua disiplin ilmu tersebut. Pada tahun 1996, sebuah workshop khusus “*The Nantucket Conference on Modeling Longitudinal and Spatially Correlated Data Methods, Applications, and Future Directions*” diselenggarakan (Gregoire et al. 1997).

Pada saat itu, pengetahuan mengenai hubungan antar data masih terbatas, dan penggunaannya hanya diterapkan pada *general linear mixed model*. Pada eksperimen desain seperti *analysis of variance* (ANOVA), struktur varians harus mencerminkan desain dan menguraikan struktur yang dibutuhkan. Sebuah model yang baik dari analisis harusnya dapat untuk mengatasi sumber variasi yang beragam. *Linier mixed model* dapat diaplikasikan pada permasalahan tersebut (Robinson, 1991).

Diantara struktur data cluster, data longitudinal mungkin membutuhkan paling banyak penguraian model dari variabel random. Diggle, Liang, dan Zeger (1994) membedakan komponen dari variabel menjadi tiga bagian. Pertama, kelompok *tradisional random effect* (ANOVA model) dan koefisien random (Longford, 1993). Komponen kedua adalah hubungan deret, kondisi tersebut dapat terjadi ketika residual tidak berhubungan satu dengan lainnya pada suatu waktu tertentu (Ripley 1981, Diggle 1983, Cressie 1991). Terakhir merupakan gabungan dari kedua komponen tersebut. Komponen terakhir diperoleh melalui sebuah fakta dari pengukuran di laboratorium, keragaman variasi bahkan tidak dapat dihindari saat telah dilakukan pengulangan pada suatu eksperimen. Pada data longitudinal ada tiga komponen variabel yang dapat dibedakan dengan menghilangkan suatu replikasi yaitu spasial, *time series*, serta data klaster, dimana pada ketiga data tersebut tidak membutuhkan suatu replikasi. Hal ini mengindikasikan bahwa mengadaptasi model untuk data longitudinal pada struktur data lainnya pada berbagai kasus sangatlah mudah.

Salah satu metode yang pernah dipakai pada penyelesaian kasus dengan struktur data longitudinal adalah metode tobit. Longitudinal tobit merupakan analisis yang sesuai digunakan pada data longitudinal yang memiliki batas atas dan batas bawah. Pengaplikasian longitudinal tobit juga lebih baik jika dibandingkan dengan *linear mixed model* (Twisk dan Rijmen, 2008).

Regresi tobit atau biasa disebut regresi tersensor merupakan analisis regresi yang digunakan untuk menggambarkan hubungan antara variabel dependen (Y) dan variabel independen (X) dimana variabel dependen tersebut berskala campuran. (Greene, 2008). Pada tahun 1958, istilah tobit pertama kali dikemukakan oleh James Tobin, saat itu regresi tobit dipakai dalam penerapan ilmu ekonometrika, pada data *cross sectional*. James Tobin menerapkannya pada kasus pengeluaran rumah tangga di Amerika Serikat. Pengeluaran rumah tangga diukur melalui pembelian beberapa barang setiap tahunnya. Sebelumnya Tobin menggunakan *Engel Curve* untuk menunjukkan hubungan antara pengeluaran rumah tangga dengan pendapatan rumah tangga. Tobin ingin mengetahui ada tidaknya pengaruh dari variabel usia kepala rumah tangga yang dicatat pada tahun 1953 serta rasio dari aset likuiditas pada awal tahun 1951 dengan total pendapatan pada tahun 1951-1952 terhadap variabel rasio pengeluaran rumah tangga untuk barang tahan lama yang dibeli antara tahun 1951-1952 dengan total pendapatan pada rentang waktu yang sama. Pengeluaran untuk barang tahan lama diukur dari pembelian peralatan rumah tangga, furnitur serta pembelian mobil selama 2 tahun, sedangkan untuk variabel pendapatan dihitung dari penjumlahan pendapatan tiap tahun yang dilaporkan oleh departemen pajak. Aset likuiditas merupakan tabungan, deposit, pinjaman, saham, tabungan pos, dan tabungan obligasi. Tobin membagi kategori menjadi dua yaitu kategori yang memiliki rasio sama atau bernilai 0, dengan rasio yang bernilai lebih dari 0. Jika rasio yang dihasilkan bernilai negatif, maka data tersebut tidak dieliminasi. Hasil dari penelitian tersebut menunjukkan bahwa hanya 1 variabel yang berpengaruh terhadap variabel respon yaitu variabel usia kepala rumah tangga.

Awal dari penemuan regresi tobit bermula dari ide penggabungan dari *multiple regression* dengan probit. Tobin menyarankan jika seorang peneliti memiliki sebuah variabel respon bertipe kategori (dikotomi), selain itu peneliti

juga hanya ingin mencari probabilitas dari kedua kategori respon saja tanpa mengetahui seberapa besar kontribusi dari tiap variabel independen, maka model probit dianggap paling sesuai, namun menurut Tobin hal itu sebenarnya kurang sesuai ketika peneliti mengabaikan suatu informasi dari kontribusi tiap variabel dependen, sehingga saat peneliti hanya ingin mengetahui kontribusinya pada variabel dependen yang bertipe rasio, *multiple regression* dianggap paling sesuai dipakai dalam kondisi tersebut.

Penelitian mengenai longitudinal sudah pernah dilakukan sebelumnya salah satunya oleh Liang dan Zeger (1986) mengusulkan sebuah metodologi untuk data longitudinal diskrit dan kontinu yang menggunakan pendekatan *quasi-likelihood*. Usul tersebut muncul karena adanya kelemahan distribusi multivariat pada data *non-gaussian*. Pada GEE, sebuah model dimana pengamatan berulang untuk sebuah subjek diasumsikan bersifat independen. *Quasi-likelihood* pertama kali diusulkan oleh Wedderburn (1974) dan kemudian diuji secara luas oleh McCullagh dan Nelder (1989), yang merupakan sebuah metodologi untuk regresi yang memerlukan sedikit asumsi mengenai distribusi dari variabel dependen dan oleh karena itu dapat digunakan dengan berbagai hasil. Pada analisis likelihood, harus ditentukan bentuk aktual dari distribusi. Pada *quasi-likelihood*, penentuan dilakukan hanya pada hubungan antara hasil rata-rata dengan kovariat dan antara rata-rata dengan varians. Dengan mengadopsi sebuah pendekatan *quasi-likelihood* dan menentukan struktur *mean-covariance*, dapat dikembangkan metode yang dapat berlaku untuk beberapa tipe dari variabel hasil. Untuk menerapkan pendekatan *quasi-likelihood* pada analisis data longitudinal, haruslah dipertimbangkan rata-rata dan kovarian dari vektor respon. Saat ini, pendekatan GEE dapat berlaku untuk analisis data longitudinal dengan hasil univariat dimana menghasilkan formulasi *quasi-likelihood* yang masuk akal. Diantaranya adalah variabel Gaussian, Poisson, binomial (binary), gamma, dan inverse Gaussian. Sebagai tambahan, pendekatan GEE dapat diperluas untuk memasukkan data multinomial dan ordinal yang multivariat secara alami.

Twisk JW juga pernah melakukan penelitian yang berjudul "*Longitudinal data analysis, A comparison between generalized estimating equations and random coefficient analysis*". Pada dasarnya, analisis data longitudinal

mempertuhkan metode khusus, yang menjelaskan tentang hubungan antara satu subjek pada pengukuran berulang. Pada penelitian ini subjek yang diukur atau diteliti sebanyak 147. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menentukan hubungan antara serum kolesterol dan 4 faktor yang mempengaruhinya seperti kebiasaan merokok, jenis kelamin, kebugaran fisik sebelumnya, serta kegemukan tubuh. Hasilnya menunjukkan bahwa sebuah variabel respon yang berskala kontinyu, GEE dan *random coefficient* memberikan hasil yang sebanding. Kedua metode juga tidak berbeda saat pada analisis dengan *missing data*. Pada variabel respon yang *dikotomis*, besarnya koefisien regresi dan standart eror lebih tinggi ketika dihitung dengan *random coefficient analysis* daripada dengan GEE analysis.

2.7 Stroke

Stroke merupakan masalah kesehatan yang utama bagi masyarakat modern saat ini. Dewasa ini, stroke semakin menjadi masalah serius yang dihadapi hampir diseluruh dunia. Hal tersebut dikarenakan serangan stroke yang mendadak dapat mengakibatkan kematian, kecacatan fisik dan mental baik pada usia produktif maupun usia lanjut (Junaidi, 2001). Stroke merupakan suatu gangguan disfungsi neurologis akut yang disebabkan oleh gangguan peredaran darah, dan terjadi secara mendadak (dalam beberapa detik) atau setidak-tidaknya secara cepat (dalam beberapa jam) dengan gejala-gejala dan tanda-tanda yang sesuai dengan daerah fokal otak yang terganggu (*World Health Organization*, 2005). Stroke merupakan masalah kesehatan yang perlu mendapat perhatian khusus dan dapat menyerang siapa saja dan kapan saja tanpa memandang ras, jenis kelamin, atau usia. Jumlah penderita stroke cenderung terus meningkat setiap tahun, bukan hanya menyerang penduduk usia tua, tetapi juga dialami oleh mereka yang berusia muda dan produktif. Saat ini Indonesia tercatat sebagai Negara dengan jumlah penderita stroke terbesar di Asia (Yastroki, 2009). Angka ini diperberat dengan adanya pergeseran usia penderita stroke yang semula menyerang orang usia lanjut kini bergeser ke arah usia produktif. Bahkan, kini banyak menyerang anak-anak usia muda (Gemari, 2008). Stroke secara luas diklasifikasikan ke dalam stroke iskemik dan hemoragik. Faktor resiko stroke diantaranya adalah merokok, hipertensi, hiperlipidemia, fibrilasi atrium, penyakit jantung iskemik, penyakit

katup jantung, dan diabetes (Goldszmith, 2013). Salah satu instrument yang dapat digunakan untuk menilai status neurologis penderita stroke diantaranya National Institutes of Health Stroke Scale (NIHSS), Pemeriksaan ini meliputi beberapa aspek neurologis yaitu kesadaran, motorik, sensorik, dan fungsi luhur. Pemeriksaan ini dapat memprediksi outcome pasien baik untuk jangka panjang maupun jangka pendek pasien stroke (National Institutes of Health Stroke Scale, 2010). Telah banyak penelitian sebelumnya tentang penderita stroke antara lain yang telah dilakukan oleh Farida (2000) yang menganalisis faktor resiko dan kualitas hidup penderita stroke menggunakan metode regresi logistik.

Dalam kasus penderita stroke, seorang pasien stroke sering mengalami trauma/cidera kepala akibat terjatuh di kamar mandi, terjatuh di tangga atau selepas bangun tidur. Trauma/cidera dapat melibatkan seluruh lapisan, mulai dari lapisan kulit kepala paling luar, tulang tengkorak, durameter, vaskuler otak sampai jaringan otaknya sendiri. Trauma/cidera kepala pada pasien stroke membutuhkan rekam medis berkelanjutan untuk memastikan penanganan kesehatan lebih lanjut. Bagaimanapun juga, trauma bukanlah proses yang statis. Begitu satu masalah teratasi, akan muncul masalah yang lain dan *underlying medical problem* lainnya bisa terjadi.

2.8 Glasgow Coma Scale (GCS)

Pengertian dasar terhadap sistem penentuan derajat keparahan penyakit atau sistem *skoring* merupakan hal yang penting dalam menangani pasien dengan trauma *multiple*. *Skoring* trauma pada awalnya dibuat dinegara maju untuk memudahkan seorang *triase prehospital* dalam membuat keputusan jenis pusat trauma tempat pasien harus dirujuk. Selain itu skor trauma digunakan untuk mengevaluasi derajat keparahan suatu trauma, menilai tingkat kerusakan (*harm*) pada tubuh pasien. Skor trauma juga menjadi suatu sistem yang secara epidemiologi dapat mengevaluasi kinerja sebuah pusat trauma guna memperbaiki kualitas pelayanan kesehatan (Champion HR, 2002). Diantara sekian banyak *system skoring*, maka sistem yang memiliki penilaian paling sederhana baik dari segi data yang diambil maupun cara penghitungannya, antara lain *system Glasgow Coma Scale (GCS)*, *Revised Trauma Score (RTS)*, *triage Revised Trauma Score (tRTS)* dan *Glasgow Coma Scale, Age and Systolic Blood Pressure (GAP)*, serta

Mechanism, Glasgow Coma Scale, Age and Systolic Blood Pressure (MGAP) (Russel RJ, Hodgetts Tj, McLeod, 2011)

Glasgow Coma Scale merupakan suatu sitem *skoring* yang telah distandarisasi untuk menilai status neurologis pasien dengan trauma kapitis/kesadaran. GCS pertama kali diperkenalkan pada tahun 1974 oleh Graham Teasdale dan Bryan J. Jennett, professor bedah saraf pada *Institute of Neurological Sciences*, Universitas Glasgow. Nilai GCS yang akurat dipergunakan untuk pengobatan langsung dan untuk prediksi *outcome* pasien. Nilai GCS yang akurat hanya bisa didapat setelah resusitasi tetapi sebelum diberikan sedasi ataupun intubasi (Tintinalli et al, 2004). Penentuan GCS secara cepat dan tepat sangat membantu dalam menentukan keparahan dari trauma kepala dan menentukan tindakan lebih lanjut terhadap pasien. GCS pertama kali diperkenalkan pada tahun 1970 di Glasgow oleh Jennet dan Teasdale. Kelebihan dari *Glasgow Coma Scale* adalah menggunakan angka-angka jadi bila ada penurunan skor, dapat dianggap ada penurunan derajat kesadaran. Hal ini dapat dipakai sebagai prediksi kemungkinan sembuh tidaknya seorang pasien. Hasil pemeriksaan tingkat kesadaran berdasarkan GCS disajikan dalam symbol E...V...M..., selanjutnya nilai-nilai dijumlahkan. Nilai GCS yang tertinggi adalah 15 yaitu E4V5M6 dan terendah adalah 3 yaitu E1V1M1. Masing-masing komponen GCS harus dituliskan dengan tepat. Bila status neurologis pasien tidak stabil, tanda-tanda vital neurologis harus diinterpretasikan dan dicatat secara berkala. Pencatatan tanda-tanda neurologis berkisar antara 15 menit dan 2 jam. Bila keadaan cukup stabil, tidak perlu memantau lebih cepat dari setiap 2 jam, namun pengamatan visual tetap merupakan hal yang harus dilakukan secara berkelanjutan sampai diyakini bahwa keadaan telah membaik. Penilaian Glasgow Coma Scale (GCS) adalah seperti pada tabel 2.1.

Tabel 2.1 Penilaian *Glasgow Coma Scale* (GCS)

No	Item yang dinilai	Skor
1.	Respon membuka mata	4 = Spontan 3 = Terhadap stimulus verbal 2 = Terhadap stimulus nyeri 1 = Tidak ada respon
2	Respon Verbal	5 = Berorientasi pada waktu 4 = Bingung 3 = Kata-kata tidak teratur 2 = Suara tidak jelas 1 = Tidak ada suara
3	Respon Motorik	6 = Mematuhi perintah 5 = Menunjukkan lokasi nyeri 4 = Menghindari 3 = Fleksi abnormal 2 = Extensi abnormal 1 = Tidak ada respon

2.9 Faktor – Faktor yang Terlibat dengan GCS

2.9.1 Tekanan Darah

Tekanan darah adalah tekanan di dalam pembuluh darah ketika jantung memompakan darah keseluruh tubuh. Saat jantung berdetak, otot jantung berkontraksi untuk memompakan darah ke seluruh tubuh. Tekanan tertinggi berkontraksi dikenal sebagai tekanan sistolik. Kemudian otot jantung rileks sebelum kontraksi berikutnya, dan tekanan ini paling rendah, yang dikenal sebagai tekanan diastolik. Tekanan sistolik dan distolik bervariasi untuk tiap individu. Namun, secara umum ditetapkan tekanan normal untuk orang dewasa adalah 120/80, angka 120 disebut sistolik dan angka 80 disebut diastolik.

Tekanan darah seseorang dapat lebih atau kurang dari batasan normal. Jika melebihi nilai normal, orang tersebut menderita tekanan darah tinggi atau hipertensi. Sebaliknya, jika kurang dari normal, orang tersebut menderita tekanan darah rendah atau hipotensi. Tekanan darah tinggi (hipertensi) adalah salah satu peningkatan tekanan darah di dalam arteri. Gangguan sistem peredaran darah yang menyebabkan kenaikan tekanan darah diatas normal. Biasanya di tunjukkan pada angka pertama pada angka pencatatan tekanan darah.

2.9.2 Tekanan darah sistolik

Tekanan sistolik merupakan tekanan pada dinding pembuluh darah setelah sistolik ventrikuler, ketika arteri mengandung banyak darah, maka sesaat itu terjadi tekanan yang maksimal. Tekanan sistolik ditentukan oleh jumlah darah yang diejeksikan ke dalam arteri (isi sekuncup), kekuatan kontraksi, dan distensibilitas dinding arteri. Peningkatan dua faktor pertama atau penurunan faktor ketiga akan meningkatkan tekanan sistolik dan begitu pula sebaliknya. Tekanan darah sistolik menunjukkan tekanan pada arteri bila jantung berkontraksi (denyut jantung) atau tekanan maksimum dalam arteri pada suatu saat. Tekanan darah sistolik dinyatakan oleh angka yang lebih besar jika dibaca pada alat pengukur tekanan darah. Tekanan darah sistolik normal berkisar antara 90-120 mmHg.

2.9.3 Tekanan darah diastolik

Tekanan darah diastolik merupakan tekanan pada dinding pembuluh darah selama diastole ventrikuler, ketika arteri hanya berisi sedikit darah, tekanan pada dinding pembuluh darah juga berkurang. Tekanan diastolik dipengaruhi oleh tingkat tahanan perifer, tekanan sistolik dan curah jantung. Tekanan darah diastolik menunjukkan tekanan darah dalam arteri bila jantung berada dalam keadaan relaksasi diantara dua denyutan. Tekanan diastolik dinyatakan dengan angka yang lebih kecil jika dibaca pada alat pengukur tekanan darah. Tekanan diastolik normal berkisar antara 60-80 mmHg.

2.9.4 Suhu Tubuh

Suhu tubuh merupakan keseimbangan antara produksi dan pengeluaran panas dari tubuh, yang diukur dalam unit panas yang disebut dengan derajat. Suhu yang dimaksud adalah “panas” atau “dingin” suatu substansi. Suhu tubuh adalah perbedaan antara jumlah panas yang diproduksi oleh proses tubuh dan jumlah panas yang hilang ke lingkungan luar. Panas yang diproduksi dikurangi pengeluaran panas sama dengan nilai suhu tubuh (Sutisna, 2010). Untuk orang dewasa awal yang sehat rata-rata suhu normalnya adalah 37° C. Penyebab demam selain infeksi adalah keadaan toksemia, adanya keganasan atau akibat reaksi pemakaian obat (Gelfand, *et al*, 1998). Sedangkan gangguan pada pusat regulasi suhu sentral dapat menyebabkan peninggian temperatur seperti yang terjadi pada stroke, perdarahan otak dan koma.

2.9.5 Denyut Nadi

Denyut nadi merupakan rambatan dari denyut jantung yang dihitung tiap menitnya dengan hitungan repetisi (kali/menit), dengan denyut nadi normal 100 kali/menit (Majid, 2005).

Halaman ini sengaja di kosongkan

BAB 3

METODOLOGI PENELITIAN

Pada Bab ini akan dijelaskan tentang metodologi penelitian yang meliputi sumber data, variabel yang digunakan dalam penelitian serta langkah analisis.

3.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini diambil dari studi rehabilitasi longitudinal pasien stroke dengan sistem skoring *Glasgow Coma Scale*, tekanan darah sistolik, tekanan darah diastolik, suhu dan denyut nadi pada pasien penderita stroke. Jumlah sampel yang digunakan sebanyak 39 pasien stroke rawat inap di rumah sakit Haji Surabaya, yang dirawat selama durasi waktu 14 hari.

3.2 Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini dibagi menjadi dua yaitu variabel respon dan variabel prediktor.

a. Variabel Respon

Variabel respon (Y) yang digunakan dalam penelitian ini adalah skor penilaian *Glasgow Coma Scale* (GCS). Nilai tertinggi dari pemeriksaan *Glasgow Coma Scale* adalah 15 dan terendah adalah 3. Penilaian dari GCS terdiri dari 3 kategori yang telah dirangkum pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Variabel Respon (Y)

<i>Glasgow Coma Scale</i>	Nilai
Trauma/Cidera Kepala Ringan	13-15
Trauma/cidera kepala sedang	9-12
Trauma /Cidera kepala berat	3-8

Variabel respon dalam penelitian ini dapat dituliskan:

$$y_i^* = \begin{cases} x_i^T \beta + \varepsilon_i & \text{untuk } y_i > 8 \\ \tau & \text{untuk } y_i \leq 8 \end{cases} \quad (3.1)$$

Titik sensor (τ) yang dipakai dalam penelitian ini adalah 8.

b. Variabel Prediktor

Berikut merupakan beberapa variabel prediktor yang dilibatkan dalam penelitian ini sebagaimana disajikan dalam Tabel 3.2

Tabel 3.2 Variabel Prediktor (X)

Kode	Variabel	Definisi Operasional	Skala Pengukuran
X_1	Tekanan darah sistolik	Angka yang menunjukkan rata-rata tekanan darah sistole	Rasio
X_2	Tekanan darah diastolik	Angka yang menunjukkan rata-rata tekanan darah diastole yaitu lebih dari 85 mmHg	Rasio
X_3	Suhu Tubuh	Angka yang menunjukkan peningkatan suhu pada penderita stroke	Rasio
X_4	Nadi	Angka yang menunjukkan jumlah denyut nadi penderita stroke yang merupakan frekuensi irama denyut/detak jantung yang dapat diraba dipermukaan kulit pada tempat-tempat tertentu.	Rasio

3.3 Struktur Data

Secara umum struktur data pada penelitian ini dapat dituliskan sebagai berikut:

$$(y_{ij}, x_{1ij}, x_{2ij}, x_{3ij}, x_{4ij}) \quad (3.2)$$

Dimana :

y_{ij} : nilai variabel (y) pengukuran ke j terhadap objek ke i

x_{kij} : nilai variabel (x) pengukuran ke j terhadap objek ke i pada variabel ke k

Struktur data pada penelitian ini adalah seperti yang tertera dalam Tabel 3.3

Tabel 3.3 Struktur Data

Pasien	Pengamatan ke-	Y	X_1	X_2	X_3	X_4
1	1	Y_{11}	X_{111}	X_{211}	X_{311}	X_{411}
	2	Y_{12}	X_{112}	X_{212}	X_{312}	X_{412}
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
	14	Y_{114}	X_{114}	X_{214}	X_{314}	X_{414}
2	1	Y_{21}	X_{121}	X_{221}	X_{321}	X_{421}
	2	Y_{22}	X_{122}	X_{222}	X_{322}	X_{422}
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
	14	Y_{214}	X_{1214}	X_{2214}	X_{3214}	X_{4214}
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	
39	1	Y_{391}	X_{1391}	X_{2391}	X_{3391}	X_{4391}
	2	Y_{392}	X_{1392}	X_{2392}	X_{3392}	X_{4392}
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
	14	Y_{3914}	X_{13914}	X_{23914}	X_{33914}	X_{43914}

Keterangan Tabel 3.3 :

Y_{11} : Skor GCS untuk pasien pertama pada pengamatan ke 1

Y_{114} : Skor GCS untuk pasien pertama pada pengamatan ke 14

X_{111} : Skor variabel X_1 untuk pasien pertama pada pengamatan ke 1

X_{314} : Skor variabel X_3 untuk pasien pertama pada pengamatan ke 14

Y_{391} : Skor GCS untuk pasien ke 39 pada pengamatan ke 1

X_{23914} : Skor variabel X_2 untuk pasien ke 39 pada pengamatan ke 14

3.4 Langkah Analisis

Langkah – langkah analisis untuk mencapai tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Deskripsi data dari variabel penelitian.
 - a. Membuat Tabel ringkasan nilai dari rata-rata, standar deviasi, varians, nilai minimum, median, dan nilai maksimum dari variabel GCS pada setiap keompok pasien.
 - b. Membuat dan mendeskripsikan line plots skoring GCS

2. Penerapan regresi longitudinal tobit pada faktor – faktor yang mempengaruhi tingkat keparahan trauma kepala pada penderita stroke.
 - a. Membuat dan mengidentifikasi *scatter plot* antara variabel respon yang telah disensor dengan masing – masing variabel prediktor. Scatter plot yang dibuat sebanyak jumlah pasien dikalikan banyaknya parameter totalnya sebanyak 156.
 - b. Melakukan pemodelan regresi longitudinal tobit antara variabel Y^* dengan $X_1, X_2, X_3,$ dan $X_4,$ yang memiliki langkah sebagai berikut.
 - i. Menguji parameter secara serentak melalui nilai *likelihood ratio test*
 - ii. Menguji parameter secara parsial

BAB 4

ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Pada Bab ini akan dilakukan pembahasan dari hasil analisis yang telah dilakukan yaitu hasil deksriptif dari beberapa variabel penelitian serta pemodelan regresi longitudinal tobit. Pada bagian pertama dari Bab ini, akan dibahas mengenai deskripsi dari variabel GCS. Pendeskripsian dilakukan melalui tabel dari ukuran pemusatan maupun penyebaran data dari variabel GCS yang dihitung pada setiap pasien. Pada bagian ini, juga akan dilakukan pembuatan *line plot* dari ke-39 pasien. Pada bagian kedua akan dilakukan pemodelan faktor-faktor yang mempengaruhi tingkat keparahan trauma kepala pada penderita stroke dengan menggunakan regresi longitudinal tobit.

4.1 Deskripsi Data *Glascow Coma Scale* (GCS)

Pada sub bagian pertama akan dilakukan tahapan *preprocessing* data yang hasilnya akan menunjukkan karakteristik dari data sehingga bisa dijadikan dasar untuk tahapan analisis selanjutnya. Salah satu cara untuk menentukan derajat keparahan trauma kepala pada pasien stroke adalah menggunakan rekam medis *Glascow Coma Scale* (GCS). Rekam medis ini dilakukan selama 14 hari sejak pasien datang. Tabel 4.1 menunjukkan pendeskripsian variabel GCS dari tiap kelompok pasien yang telah diukur beberapa kali. Berdasarkan Tabel 4.1 dapat diketahui bahwa sebagian besar pasien memiliki rata-rata skor pada kisaran nilai 9-12, artinya sebagian besar pasien mengalami trauma/cidera kepala sedang. Jika dilihat dari persebarannya terhadap rata-rata, variasi terbesar terdapat pada pasien ke-22, artinya pasien ke-22 memiliki hasil pengukuran yang berfluktuasi dan konvergen, sedangkan variasi terkecil terdapat pada pasien ke-10, artinya pasien cenderung memiliki kondisi yang stabil selama 14 kali pengukuran. Nilai minimum yang paling rendah yaitu pada angka 3 terdapat pada pasien ke-17 artinya pasien yang memiliki cidera paling berat adalah pasien ke-17, sedangkan untuk nilai maksimum hampir semua pasien pernah mencapai skor 15 yaitu berada pada kondisi cidera kepala ringan. Nilai median tertinggi terdapat pada pasien ke-4, sedangkan nilai median terendah terdapat pada pasien ke-33 dan 34.

Tabel 4.1 Deskripsi Data Variabel GCS

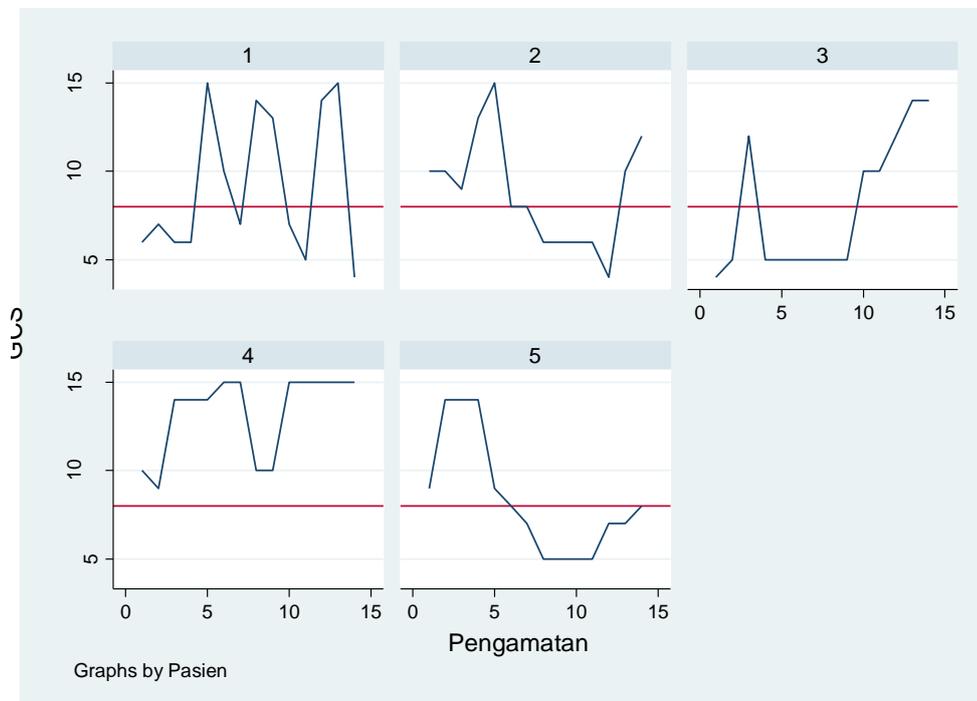
Pasien ke-	Rata-Rata	Varians	Median	Minimum	Maximum
1	9.21	16.80	7	4	15
2	8.79	9.72	8.5	4	15
3	7.93	14.69	5	4	14
4	13.29	5.60	14.5	9	15
5	8.36	11.32	7.5	5	14
6	11.86	3.98	12.5	9	14
7	10.14	10.44	10	6	14
8	11.00	4.77	11.5	8	14
9	9.07	15.61	8	5	14
10	13.57	2.11	14	12	15
11	8.36	9.94	8	4	13
12	7.79	11.57	7.5	4	12
13	11.36	15.48	12	6	15
14	12.79	5.26	13.5	9	15
15	12.93	5.61	14	8	15
16	12.79	5.26	13.5	9	15
17	6.57	7.80	8	3	10
18	11.93	6.99	12	9	15
19	12.79	5.26	13.5	9	15
20	11.36	15.48	12	6	15
21	12.79	5.26	13.5	9	15
22	8.86	22.29	7.5	4	15
23	12.79	5.26	13.5	9	15
24	14.07	0.84	14	13	15
25	11.00	4.77	11.5	8	14
26	9.07	15.61	8	5	14
27	8.79	9.72	8.5	4	15
28	7.93	14.69	5	4	14
29	11.36	15.48	12	6	15
30	12.79	5.26	13.5	9	15
31	11.36	15.48	12	6	15
32	12.29	7.60	13	8	15

Tabel 4.1 Deskripsi Data Variabel GCS (Lanjutan)

Pasien ke-	Rata-Rata	Varians	Median	Minimum	Maximum
33	8.79	9.72	8.5	4	15

34	7.93	14.69	5	4	14
35	11.36	15.48	12	6	15
36	11.36	15.48	12	6	15
37	11.29	6.99	11.5	7	15
38	11.36	15.48	12	6	15
39	12.79	5.26	13.5	9	15

Tahapan selanjutnya dalam sub bab ini adalah pembuatan *line plot*. *Line plot* dibuat pada setiap pasien, dengan garis absisnya adalah pengamatan yaitu sejumlah 14 dan garis ordinat yaitu nilai GCS. Hasil selengkapnya dari seluruh pasien disajikan dalam lampiran.



Gambar 4.1 *Line Plot* GCS dengan Pengamatan (5 Pasien)

Gambar 4.1 menyajikan *line plot* dari kelima pasien pertama yang dipakai sebagai observasi pada penelitian ini. Garis berwarna merah merupakan garis sensor yang dipakai pada penelitian ini yaitu pada angka 8. Tujuan dari pembuatan *line plot* adalah untuk mendeskripsikan keadaan pasien dalam 14 kali pengamatan. Penjelasan dari Gambar 4.1 adalah sebagai berikut.

- Pasien pertama memiliki pola yang tidak konsisten, setidaknya kenai-kan maupun penurunan skor GCS yang cukup ekstrim pernah terjadi 3 kali selama 14 kali pengukuran. Saat dilakukan pengukuran untuk pertama kalinya (2 jam

pertama), pasien mendapatkan skor GCS sebesar 6, yang mengindikasikan bahwa pasien mengalami kondisi yang tidak baik karena berada pada kategori cedera kepala berat. Selanjutnya pasien menunjukkan kenaikan skor, hingga pada pengukuran ke 5 (48 jam pertama), pasien pertama meraih skor tertinggi GCS yaitu 15, namun pada pengukuran selanjutnya mengalami penurunan skor sampai pada angka 7 (setelah 96 jam/ 4 hari). Pada pengukuran selanjutnya pasien juga mengalami penurunan maupun kenaikan kembali, hingga pada pengukuran ke-13 (288 jam / setelah 12 hari), pasien mengalami kenaikan skor GCS kembali pada angka 15, yang mengindikasikan bahwa pasien memiliki kondisi yang stabil saat dilakukan pengukuran. Pada pengukuran terakhir pasien pertama justru memiliki skor terendah daripada pengukuran sebelumnya yaitu sebesar 4, yang mengindikasikan bahwa setelah berada pada kondisi stabil, pasien kembali mengalami cedera kepala berat.

- b. Pola yang terbentuk pada pasien ke-2 juga tidak terlalu konsisten. Pada pengukuran pertama (2 jam pertama), pasien memiliki skor GCS sebesar 10, yang termasuk dalam kategori cedera kepala ringan. Tidak jauh berbeda dari pasien pertama, pada pengukuran ke 5, pasien kedua juga meraih skor tertingginya yaitu sebesar 15, namun untuk pengukuran selanjutnya pasien mengalami penurunan nilai pada skor 8 sampai pada pengukuran ke-7. Pada pengukuran ke-8 (120 jam/ setelah 5 hari), pasien juga mengalami penurunan kembali pada angka 6, sampai pada 4 hari ke depan. Skor terendah pasien yaitu sebesar 4 diperoleh pada 3 pengukuran terakhir (240 jam/ setelah 10 hari). Pada pengukuran terakhir skor pasien mengalami kenaikan sebesar 12, yang mengindikasikan bahwa pasien berada pada kondisi yang cukup stabil, yaitu berada pada kategori cedera kepala sedang.
- c. Skor terendah pada pengukuran pertama justru terdapat pada pasien ketiga, yaitu sebesar 4. Pola yang terbentuk menunjukkan bahwa pasien mengalami kenaikan skor yang cukup signifikan pada pengukuran ke-3 (6 jam berikutnya) yaitu sebesar 12, lalu pada pengukuran berikutnya mengalami penurunan hingga mencapai angka 5, dan tidak mengalami perubahan skor selama 6 kali pengukuran berikutnya. Kenaikan skor terus terjadi sampai pada pengukuran terakhir, pasien memiliki skor GCS sebesar 14, artinya pasien mengalami

cidera kepala ringan, sehingga dimungkinkan berada pada kondisi yang cukup stabil.

- d. Pola yang terbentuk pada pasien ke-4 menunjukkan bahwa skor pasien selama 14 kali pengukuran, selalu berada diatas titik sensor yang ditentukan, artinya pasien tidak pernah mengalami kondisi cidera kepala berat. Pada pasien ke 4, penurunan skor hanya terjadi pada pengukuran ke-2 (4 jam pertama) yaitu sebesar 9, serta pada pengukuran ke-8 (setelah 120 jam/5 hari) yaitu sebesar 10. Pasien ke-4 memiliki skor yang yang paling stabil, penurunan dan kenaikan skor tidak terjadi terlalu sering terjadi dibandingkan dengan keempat pasien lainnya. Pada 5 pengukuran terakhir, pasien juga meraih skor tertinggi yaitu 15, artinya selama 5 hari terakhir pengukuran pasien berada pada kondisi yang stabil yaitu pada kategori cidera kepala yang ringan.
- e. Pada pasien ke-5, pola *line plot* menunjukkan bahwa skor pasien terus mengalami kenaikan skor sampai pengukuran ke 4 (setelah 8 jam pertama), pada pengukuran selanjutnya pasien terus mengalami penurunan skor sampai pada angka 5. Skor tersebut tidak mengalami perubahan sampai pada 4 pengukuran terakhir. Pengukuran selanjutnya pasien mengalami kenaikan skor, hingga pada angka 8 pada pengukuran terakhirnya, sehingga dapat diindikasi bahwa pada pengukuran terakhir pasien mengalami cidera kepala berat.

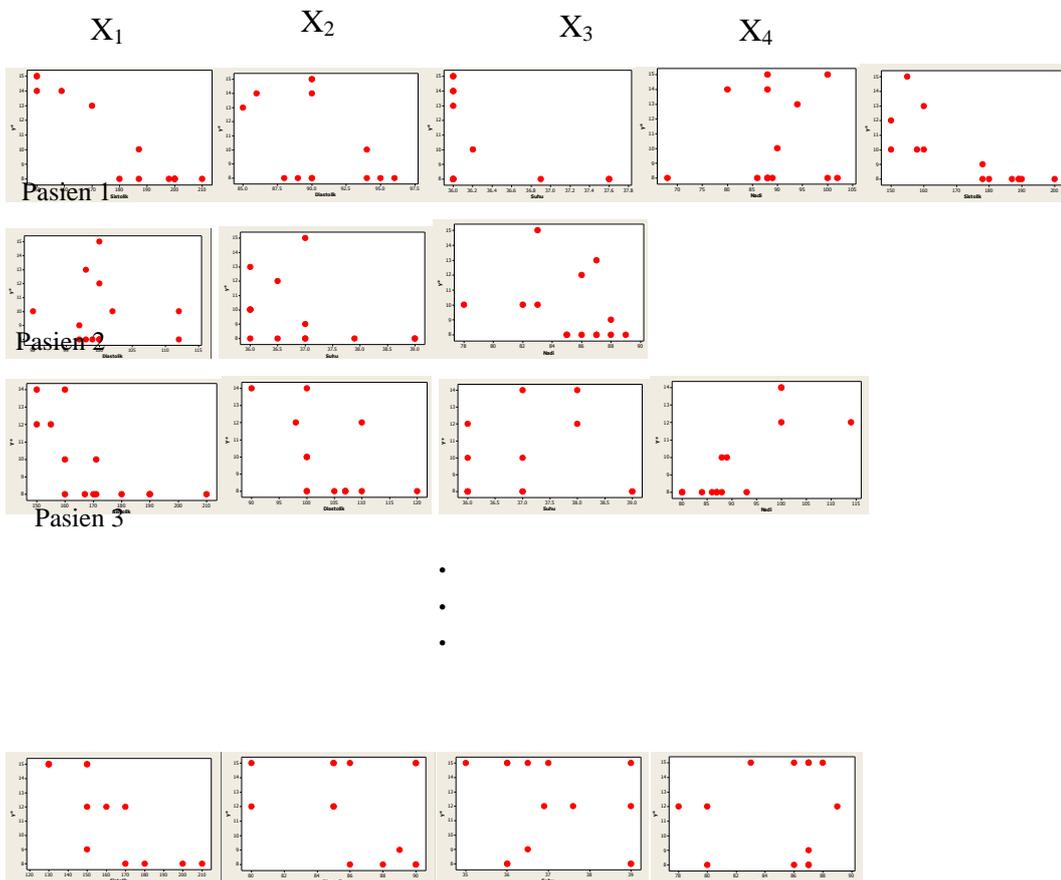
4.2 Pemodelan Data Faktor – Faktor yang Mempengaruhi Tingkat Keparahan Trauma Kepala pada Penderita Stroke

Tahapan berikutnya dilanjutkan dengan pemodelan data. Pembentukan model diperlukan untuk menentukan variabel-variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap variabel GCS. Langkah awal sebelum dilakukan pemodelan adalah pembuatan *scatter plot* antara variabel respon yang telah disensor dengan tiap variabel prediktornya dan disajikan pada Gambar 4.2. *Scatter plot* akan dibuat untuk tiap kategori pasien dan tiap variabel sehingga total yang dibuat adalah 4x39. Hasil selengkapnya dari Gambar 4.2 disajikan pada Lampiran. *Scatter plot* dibuat untuk mengetahui hubungan antar tiap variabel prediktor yaitu sistolik, diastolik, suhu, dan denyut nadi dengan variabel respon yang telah disensor yaitu GCS, sehingga bisa ditentukan metode analisis yang paling cocok untuk digunakan. Pada

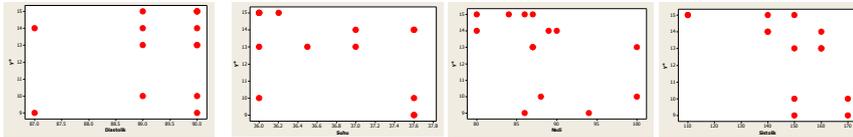
pemodelan regresi longitudinal tobit, variabel respon yang digunakan harus dilakukan penyensoran, sehingga langkah awal yang harus dilakukan adalah menentukan titik sensor yang sesuai pada penelitian. Titik sensor yang dipakai pada penelitian ini adalah sensor bawah yaitu pada skor 8. Nilai tersebut dipilih karena pada penilaian dari GCS, angka 8 merupakan batasan penilaian dengan skor terendah yang terdapat pada kategori trauma/cidera kepala berat, sehingga pasien yang memiliki skor kurang dari 8 akan dilakukan sensor. Variabel respon yang telah dilakukan sensor didefinisikan sebagai berikut.

$$y_{ij}^* = \begin{cases} 8, & \text{jika } y_{ij} \leq 8 \\ y_{ij}, & \text{jika } y_{ij} > 8 \end{cases}$$

Pada Gambar 4.2 menunjukkan bahwa pada sebagian besar variabel pada kelompok pasien yang berbeda-beda, nilai-nilai observasi pada data terlihat menyebar dan tidak membentuk suatu pola tertentu, hal ini dapat mengindikasikan bahwa regresi linear klasik kurang sesuai dengan data yang dipakai, selain itu tipe data longitudinal juga menyebabkan ketidaksesuaian penerapan regresi linear klasik pada data ini.



Pasien 38



Pasien 39

Gambar 4.2 Scatterplot antara y^* dengan setiap variabel prediktor

Hasil dari *scatterplot* menunjukkan bahwa model regresi linier klasik kurang sesuai diterapkan pada data faktor-faktor yang mempengaruhi tingkat keparahan trauma kepala pada penderita stroke, oleh sebab itu pada sub bab ini akan dilanjutkan dengan pemodelan regresi longitudinal tobit. Pemodelan akan dilakukan antara variabel Y^* (variabel Y yang telah tersensor) dengan variabel prediktor. Data longitudinal atau biasa disebut dengan data panel merupakan gabungan antara data *crosssectional* dengan data *time series* oleh sebab itu pada regresi longitudinal tobit, pemodelan akan dilakukan pada seluruh data. Pasien merupakan sebuah data *crosssectional*, dan waktu pengamatan merupakan sebuah data *time series* pada penelitian ini. Hasil dari pemodelan data dengan regresi longitudinal tobit adalah sebagai berikut.

1. Pasien 1

Tabel 4.2 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 1

	koef	standart error	z	p-value
sistolik	-0.14	0.013	-10.37	0.000
diastolik	-0.03	0.077	-0.42	0.67
suhu	-3.11	1.102	-2.82	0.005
nadi	0.095	0.029	3.32	0.001
konstan	142.14	4.9921	3.81	0.000

Prosedur pertama adalah pengujian parameter secara serentak. Hipotesis yang digunakan telah dijelaskan pada Bab 2. Pengujian secara serentak dapat diindikasikan melalui nilai *Likelihood Ratio Test* yang dihasilkan dari model. Pada penelitian ini, nilai *Likelihood Ratio Test* diperoleh sebesar 195.44 dengan *p-value* sebesar 0,000. Jika nilai *p-value* yang dihasilkan pada model dibandingkan dengan alpha

5% , maka diperoleh keputusan tolak H_0 artinya minimal ada satu parameter yang berpengaruh terhadap model. Sehingga dapat dilanjutkan pada prosedur berikutnya yaitu pengujian parameter secara parsial. Berdasarkan Tabel 4.2 dapat ditunjukkan bahwa variabel yang berpengaruh signifikan terhadap skor GCS pada pasien ke 1 adalah variabel tekanan darah sistolik, suhu dan nadi. Hal tersebut dapat diindikasikan dari nilai p -value yang diperoleh kurang dari alpha 5%.

Persamaan matematis dari model umumnya adalah sebagai berikut.

$$\hat{y}_{1j}^* = 142.14 - 0.14x_{11j} - 0.03x_{21j} - 3.11x_{31j} + 0.095x_{41j}$$

2. Pasien 2

Tabel 4.3 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 2

	koef	standart error	z	p-value
sistolik	-0.26	0.068	-3.91	0.000
diastolik	-0.069	0.111	-0.62	0.534
suhu	0.168	0.781	0.21	0.830
nadi	0.384	0.237	1.62	0,106
konstan	21.57	32.15	0.67	0.502

Prosedur pertama adalah pengujian parameter secara serentak. Hipotesis yang digunakan telah dijelaskan pada Bab 2. Pengujian secara serentak dapat diindikasikan melalui nilai *Likelihood Ratio Test* yang dihasilkan dari model. Pada penelitian ini, nilai *Likelihood Ratio Test* diperoleh sebesar 18.11 dengan p -value sebesar 0,0012. Jika nilai p -value yang dihasilkan pada model dibandingkan dengan alpha 5% , maka diperoleh keputusan tolak H_0 artinya minimal ada satu parameter yang berpengaruh terhadap model. Sehingga dapat dilanjutkan pada prosedur berikutnya yaitu pengujian parameter secara parsial. Berdasarkan Tabel 4.3 dapat ditunjukkan bahwa variabel yang berpengaruh signifikan terhadap skor GCS pada pasien ke 2 adalah variabel tekanan darah sistolik. Hal tersebut dapat diindikasikan dari nilai p -value yang diperoleh kurang dari alpha 5%.

Persamaan matematis dari model umumnya adalah sebagai berikut.

$$\hat{y}_{2j}^* = 21.57 - 0.26x_{12j} - 0.069x_{22j} + 0.168x_{32j} + 0.384x_{42j}$$

3. Pasien 3

Tabel 4.4 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 3

	koef	standart eror	z	p-value
sistolik	-0.006	0.056	-0.11	0.912
diastolik	-0.389	0.129	-3.02	0.003
suhu	-0.879	0.797	-1.10	0.270
nadi	0.249	0.068	3.65	0.000
konstan	59.44	37.21	1.60	0.110

Prosedur pertama adalah pengujian parameter secara serentak. Hipotesis yang digunakan telah dijelaskan pada Bab 2. Pengujian secara serentak dapat diindikasikan melalui nilai *Likelihood Ratio Test* yang dihasilkan dari model. Pada penelitian ini, nilai *Likelihood Ratio Test* diperoleh sebesar 45.77 dengan *p-value* sebesar 0,000. Jika nilai *p-value* yang dihasilkan pada model dibandingkan dengan alpha 5% , maka diperoleh keputusan tolak H_0 artinya minimal ada satu parameter yang berpengaruh terhadap model. Sehingga dapat dilanjutkan pada prosedur berikutnya yaitu pengujian parameter secara parsial. Berdasarkan Tabel 4.4 dapat ditunjukkan bahwa variabel yang berpengaruh signifikan terhadap skor GCS pada pasien ke 3 adalah variabel tekanan darah diastolik dan nadi. Hal tersebut dapat diindikasikan dari nilai *p-value* yang diperoleh kurang dari alpha 5%.

Persamaan matematis dari model umumnya adalah sebagai berikut.

$$\hat{y}_{3j}^* = 59.44 - 0.006x_{13j} - 0.389x_{23j} - 0.879x_{33j} + 0.249x_{43j}$$

4. Pasien 4

Tabel 4.5 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 4

	koef	standart eror	z	p-value
sistolik	-0.068	0.023	-2.91	0.004
diastolik	0.279	0.157	1.78	0.075
suhu	0.212	0.590	0.36	0.719
nadi	0.416	0.292	1.43	0.154
konstan	-44.89	32.15	-1.40	0.163

Prosedur pertama adalah pengujian parameter secara serentak. Hipotesis yang digunakan telah dijelaskan pada Bab 2. Pengujian secara serentak dapat diindikasikan melalui nilai *Likelihood Ratio Test* yang dihasilkan dari model. Pada penelitian ini, nilai *Likelihood Ratio Test* diperoleh

sebesar 11.27 dengan p_value sebesar 0,024. Jika nilai p_value yang dihasilkan pada model dibandingkan dengan alpha 5% , maka diperoleh keputusan tolak H_0 artinya minimal ada satu parameter yang berpengaruh terhadap model. Sehingga dapat dilanjutkan pada

prosedur berikutnya yaitu pengujian parameter secara parsial. Berdasarkan Tabel 4.5 dapat ditunjukkan bahwa variabel yang berpengaruh signifikan terhadap skor GCS pada pasien ke 4 adalah variabel tekanan darah sistolik. Hal tersebut dapat diindikasikan dari nilai p_value yang diperoleh kurang dari alpha 5%.

Persamaan matematis dari model umumnya adalah sebagai berikut.

$$\hat{y}_{4j}^* = -44.89 - 0.068x_{14j} + 0.279x_{24j} + 0.212x_{34j} + 0.416x_{44j}$$

5. Pasien 5

Tabel 4.6 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 5

	koef	standart eror	z	p-value
sistolik	-0.405	0.11	-3.68	0.000
diastolik	0.375	0.089	4.19	0.000
suhu	-3.141	1.643	-1.91	0.056
nadi	-0.276	0.11	-2.50	0.012
konstan	175.82	32.15	2.19	0.163

Prosedur pertama adalah pengujian parameter secara serentak.

Hipotesis yang digunakan telah dijelaskan pada Bab 2. Pengujian secara serentak dapat diindikasikan melalui nilai *Likelihood Ratio Test* yang dihasilkan dari model. Pada penelitian ini, nilai *Likelihood Ratio Test* diperoleh sebesar 57.60 dengan p_value sebesar 0,000. Jika nilai p_value yang dihasilkan pada model dibandingkan dengan alpha 5% , maka diperoleh keputusan tolak H_0 artinya minimal ada satu parameter yang berpengaruh terhadap model. Sehingga dapat dilanjutkan pada prosedur berikutnya yaitu pengujian parameter secara parsial. Berdasarkan Tabel 4.6 dapat ditunjukkan bahwa variabel yang berpengaruh signifikan terhadap skor GCS pada pasien ke 5 adalah variabel tekanan darah

sistolik, diastolik dan nadi. Hal tersebut dapat diindikasikan dari nilai *p-value* yang diperoleh kurang dari alpha 5%.

Persamaan matematis dari model umumnya adalah sebagai berikut.

$$\hat{y}_{5j}^* = 175.82 - 0.405x_{15j} + 0.375x_{25j} - 3.141x_{35j} - 0.276x_{45j}$$

6. Pasien 6

Tabel 4.7 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 6

	koef	standart error	z	p-value
sistolik	-0.067	0.024	-2.81	0.005
diastolik	0.800	0.025	3.22	0.001
suhu	-0.591	0.260	-2.27	0.023
nadi	0.163	0.039	4.17	0.000
konstan	23.261	10.67	2.18	0.029

Prosedur pertama adalah pengujian parameter secara serentak.

Hipotesis yang digunakan telah dijelaskan pada Bab 2. Pengujian secara serentak dapat diindikasikan melalui nilai *Likelihood Ratio Test* yang dihasilkan dari model. Pada penelitian ini, nilai *Likelihood Ratio Test* diperoleh sebesar 83.69 dengan *p-value* sebesar 0,000. Jika nilai *p-value* yang dihasilkan pada model dibandingkan dengan alpha 5% , maka diperoleh keputusan tolak H_0 artinya minimal ada satu parameter yang berpengaruh terhadap model. Sehingga dapat dilanjutkan pada prosedur berikutnya yaitu pengujian parameter secara parsial. Berdasarkan Tabel 4.7 dapat ditunjukkan bahwa variabel yang berpengaruh signifikan terhadap skor GCS pada pasien ke 5 adalah variabel tekanan darah sistolik, diastolik, nadi dan suhu. Hal tersebut dapat diindikasikan dari nilai *p-value* yang diperoleh kurang dari alpha 5%.

Persamaan matematis dari model umumnya adalah sebagai berikut.

$$\hat{y}_{6j}^* = 23.261 - 0.067x_{16j} + 0.800x_{26j} - 0.591x_{36j} + 0.163x_{46j}$$

7. Pasien 7

Tabel 4.8 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 7

	koef	standart error	z	p-value
sistolik	-0.274	0.116	-2.36	0.018
diastolik	-0.174	0.225	-0.78	0.438

suhu	0.116	1.28	0.09	0.928
nadi	-0.435	0.487	-0.89	0.372
konstan	104.03	67.022	1.55	0.121

Prosedur pertama adalah pengujian parameter secara serentak.

Hipotesis yang digunakan telah dijelaskan pada Bab 2. Pengujian secara serentak dapat diindikasikan melalui nilai *Likelihood Ratio Test* yang dihasilkan dari model. Pada penelitian ini, nilai *Likelihood Ratio Test* diperoleh sebesar 8.21 dengan *p-value* sebesar 0,084. Jika nilai *p-value* yang dihasilkan pada model dibandingkan dengan alpha 5% , maka diperoleh keputusan gagal tolak H_0 . Sehingga tidak dapat dilanjutkan pada prosedur berikutnya.

Persamaan matematis dari model umumnya adalah sebagai berikut.

$$\hat{y}_{7j}^* = 104.03 - 0.274x_{17j} - 0.174x_{27j} + 0.116x_{37j} - 0.435x_{47j}$$

8. Pasien 8

Tabel 4.9 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 8

	koef	standart eror	z	p-value
sistolik	-0.059	0.068	-0.88	0.038
diastolik	-0.176	0.064	-2.75	0.006
suhu	-0.629	0.801	-0.79	0.432
nadi	-0.025	0.053	-0.47	0.639
konstan	63.87	29.72	2.15	0.032

Prosedur pertama adalah pengujian parameter secara serentak.

Hipotesis yang digunakan telah dijelaskan pada Bab 2. Pengujian secara serentak dapat diindikasikan melalui nilai *Likelihood Ratio Test* yang dihasilkan dari model. Pada penelitian ini, nilai *Likelihood Ratio Test* diperoleh sebesar 15.63 dengan *p-value* sebesar 0,004. Jika nilai *p-value* yang dihasilkan pada model dibandingkan dengan alpha 5% , maka diperoleh keputusan tolak H_0 artinya minimal ada satu parameter yang berpengaruh terhadap model. Sehingga dapat dilanjutkan pada prosedur berikutnya yaitu pengujian parameter secara parsial. Berdasarkan Tabel 4.9 dapat ditunjukkan bahwa variabel yang berpengaruh signifikan terhadap skor GCS pada pasien ke 8 adalah variabel tekanan darah

sistolik dan diastolik. Hal tersebut dapat diindikasikan dari nilai *p-value* yang diperoleh kurang dari alpha 5%.

Persamaan matematis dari model umumnya adalah sebagai berikut.

$$\hat{y}_{8j}^* = 63.87 - 0.059x_{18j} - 0.176x_{28j} - 0.629x_{38j} - 0.025x_{48j}$$

9. Pasien 9

Tabel 4.10 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 9

	koef	standart error	z	p-value
sistolik	-0.166	0.047	-3.54	0.000
diastolik	-0.492	0.541	-0.91	0.363
suhu	-0.686	0.943	-0.73	0.467
nadi	-0.948	0.515	-1.84	0.066
konstan	186.22	75.37	2.47	0.013

Prosedur pertama adalah pengujian parameter secara serentak.

Hipotesis yang digunakan telah dijelaskan pada Bab 2. Pengujian secara serentak dapat diindikasikan melalui nilai *Likelihood Ratio Test* yang dihasilkan dari model. Pada penelitian ini, nilai *Likelihood Ratio Test* diperoleh sebesar 17.01 dengan *p-value* sebesar 0,002. Jika nilai *p-value* yang dihasilkan pada model dibandingkan dengan alpha 5% , maka diperoleh keputusan tolak H_0 artinya minimal ada satu parameter yang berpengaruh terhadap model. Sehingga dapat dilanjutkan pada prosedur berikutnya yaitu pengujian parameter secara parsial. Berdasarkan Tabel 4.10 dapat ditunjukkan bahwa variabel yang berpengaruh signifikan terhadap skor GCS pada pasien ke 9 adalah variabel tekanan darah sistolik. Hal tersebut dapat diindikasikan dari nilai *p-value* yang diperoleh kurang dari alpha 5%.

Persamaan matematis dari model umumnya adalah sebagai berikut.

$$\hat{y}_{9j}^* = 186.22 - 0.166x_{19j} - 0.492x_{29j} - 0.686x_{39j} - 0.948x_{49j}$$

10. Pasien 10

Tabel 4.11 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 10

	koef	standart error	z	p-value
sistolik	-0.114	0.031	-3.67	0.000
diastolik	-0.203	0.058	-3.48	0.001

suhu	0.394	0.259	1.52	0.129
nadi	-0.011	0.026	-0.41	0.679
konstan	37.05	9.693	3.82	0.000

Prosedur pertama adalah pengujian parameter secara serentak.

Hipotesis yang digunakan telah dijelaskan pada Bab 2. Pengujian secara serentak dapat diindikasikan melalui nilai *Likelihood Ratio Test* yang dihasilkan dari model. Pada penelitian ini, nilai *Likelihood Ratio Test* diperoleh sebesar 18.27 dengan *p-value* sebesar 0,001. Jika nilai *p-value* yang dihasilkan pada model dibandingkan dengan alpha 5% , maka diperoleh keputusan tolak H_0 artinya minimal ada satu parameter yang berpengaruh terhadap model. Sehingga dapat dilanjutkan pada prosedur berikutnya yaitu pengujian parameter secara parsial. Berdasarkan Tabel 4.11 dapat ditunjukkan bahwa variabel yang berpengaruh signifikan terhadap skor GCS pada pasien ke 10 adalah variabel tekanan darah sistolik dan diastolik. Hal tersebut dapat diindikasikan dari nilai *p-value* yang diperoleh kurang dari alpha 5%.

Persamaan matematis dari model umumnya adalah sebagai berikut.

$$\hat{y}_{10j}^* = 37.05 - 0.114x_{110j} - 0.203x_{210j} + 0.394x_{310j} - 0.011x_{410j}$$

11. Pasien 11

Tabel 4.12 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 11

	koef	standart eror	z	p-value
sistolik	-0.044	0.045	-0.97	0.331
diastolik	-0.211	0.077	-2.75	0.006
suhu	-0.175	1.484	-0.12	0.906
nadi	-0.049	0.2	-0.25	0.806
konstan	48.51	44.67	1.09	0.277

Prosedur pertama adalah pengujian parameter secara serentak.

Hipotesis yang digunakan telah dijelaskan pada Bab 2. Pengujian secara serentak dapat diindikasikan melalui nilai *Likelihood Ratio Test* yang dihasilkan dari model. Pada penelitian ini, nilai *Likelihood Ratio Test* diperoleh sebesar 8.46 dengan *p-value* sebesar 0,07. Jika nilai *p-value* yang dihasilkan pada model dibandingkan dengan alpha 5% , maka diperoleh keputusan gagal tolak H_0 .

Sehingga tidak dapat dilanjutkan pada prosedur berikutnya yaitu pengujian parameter secara parsial.

Persamaan matematis dari model umumnya adalah sebagai berikut.

$$\hat{y}_{11j}^* = 48.51 - 0.044x_{111j} - 0.211x_{211j} - 0.175x_{311j} - 0.049x_{411j}$$

12. Pasien 12

Tabel 4.13 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 12

	koef	standart eror	z	p-value
sistolik	-0.095	0.058	-1.64	0.100
diastolik	0.128	0.107	-1.20	0.232
suhu	-0.39	0.729	-0.54	0.592
nadi	-0.475	0.498	-0.96	0.340
konstan	68.31	54.32	1.26	0.209

Prosedur pertama adalah pengujian parameter secara serentak.

Hipotesis yang digunakan telah dijelaskan pada Bab 2. Pengujian secara serentak dapat diindikasikan melalui nilai *Likelihood Ratio Test* yang dihasilkan dari model. Pada penelitian ini, nilai *Likelihood Ratio Test* diperoleh sebesar 3.65 dengan *p-value* sebesar 0,455. Jika nilai *p-value* yang dihasilkan pada model dibandingkan dengan alpha 5% , maka diperoleh keputusan gagal tolak H_0 . Sehingga tidak dapat dilanjutkan pada prosedur berikutnya yaitu pengujian parameter secara parsial.

Persamaan matematis dari model umumnya adalah sebagai berikut.

$$\hat{y}_{12j}^* = 68.31 - 0.095x_{112j} + 0.128x_{212j} - 0.39x_{312j} - 0.475x_{412j}$$

13. Pasien 13

Tabel 4.14 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 13

	koef	standart	z	p-value
--	------	----------	---	---------

	<i>eror</i>			
sistolik	-0.143	0.029	-4.93	0.000
diastolik	-0.096	0.147	-0.65	0.515
suhu	-1.161	0.365	-3.19	0.001
nadi	-0.039	0.137	-0.29	0.773
konstan	88.93	24.66	3.61	0.000

Prosedur pertama adalah pengujian parameter secara serentak.

Hipotesis yang digunakan telah dijelaskan pada Bab 2. Pengujian secara serentak dapat diindikasikan melalui nilai *Likelihood Ratio Test* yang dihasilkan dari model. Pada penelitian ini, nilai *Likelihood Ratio Test* diperoleh sebesar 45.39 dengan *p-value* sebesar 0,000. Jika nilai *p-value* yang dihasilkan pada model dibandingkan dengan alpha 5% , maka diperoleh keputusan tolak H_0 artinya minimal ada satu parameter yang berpengaruh terhadap model. Sehingga dapat dilanjutkan pada prosedur berikutnya yaitu pengujian parameter secara parsial. Berdasarkan Tabel 4.14 dapat ditunjukkan bahwa variabel yang berpengaruh signifikan terhadap skor GCS pada pasien ke 13 adalah variabel tekanan darah sistolik dan suhu. Hal tersebut dapat diindikasikan dari nilai *p-value* yang diperoleh kurang dari alpha 5%.

Persamaan matematis dari model umumnya adalah sebagai berikut.

$$\hat{y}_{13j}^* = 88.93 - 0.143x_{113j} - 0.096x_{213j} - 1.161x_{313j} - 0.039x_{413j}$$

14. Pasien 14

Tabel 4.15 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 14

	koef	<i>standart eror</i>	z	p-value
sistolik	-0.029	0.028	-1.04	0.300
diastolik	0.097	0.041	2.35	0.019
suhu	0.131	0.434	0.30	0.762
nadi	0.261	0.262	1.00	0.318
konstan	-19.93	26.35	-0.76	0.449

Prosedur pertama adalah pengujian parameter secara serentak.

Hipotesis yang digunakan telah dijelaskan pada Bab 2. Pengujian secara serentak dapat diindikasikan melalui nilai *Likelihood Ratio Test* yang dihasilkan dari model. Pada penelitian ini, nilai *Likelihood Ratio Test* diperoleh sebesar 18.67 dengan

p_value sebesar 0,0009. Jika nilai p_value yang dihasilkan pada model dibandingkan dengan alpha 5% , maka diperoleh keputusan tolak H_0 artinya minimal ada satu parameter yang berpengaruh terhadap model. Sehingga dapat dilanjutkan pada prosedur berikutnya yaitu pengujian parameter secara parsial. Berdasarkan Tabel 4.15 dapat ditunjukkan bahwa variabel yang berpengaruh signifikan terhadap skor GCS pada pasien ke 14 adalah variabel tekanan darah sistolik. Hal tersebut dapat diindikasikan dari nilai p_value yang diperoleh kurang dari alpha 5%.

Persamaan matematis dari model umumnya adalah sebagai berikut.

$$\hat{y}_{14j}^* = -19.93 - 0.029x_{114j} + 0.097x_{214j} + 0.131x_{314j} - 0.261x_{414j}$$

15. Pasien 15

Tabel 4.16 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 15

	koef	standart error	z	p-value
sistolik	-0.043	0.014	-2.99	0.003
diastolik	-0.156	0.038	-4.17	0.000
suhu	0.758	0.317	2.39	0.017
nadi	-0.152	0.066	-2.33	0.020
konstan	21.35	11.75	1.82	0.069

Prosedur pertama adalah pengujian parameter secara serentak.

Hipotesis yang digunakan telah dijelaskan pada Bab 2. Pengujian secara serentak dapat diindikasikan melalui nilai *Likelihood Ratio Test* yang dihasilkan dari model. Pada penelitian ini, nilai *Likelihood Ratio Test* diperoleh sebesar 59.38 dengan p_value sebesar 0,000. Jika nilai p_value yang dihasilkan pada model dibandingkan dengan alpha 5% , maka diperoleh keputusan tolak H_0 artinya minimal ada satu parameter yang berpengaruh terhadap model. Sehingga dapat dilanjutkan pada prosedur berikutnya yaitu pengujian parameter secara parsial. Berdasarkan Tabel 4.16 dapat ditunjukkan bahwa variabel yang berpengaruh signifikan terhadap skor GCS pada pasien ke 15 adalah variabel tekanan darah sistolik, diastolik, suhu dan nadi . Hal tersebut dapat diindikasikan dari nilai p_value yang diperoleh kurang dari alpha 5%.

Persamaan matematis dari model umumnya adalah sebagai berikut.

$$\hat{y}_{15j}^* = 21.35 - 0.043x_{115j} - 0.156x_{215j} + 0.758x_{315j} - 0.152x_{415j}$$

16. Pasien 16

Tabel 4.17 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 16

	koef	standart eror	z	p-value
sistolik	-0.08	0.037	-2.17	0.030
diastolik	0.008	0.207	0.04	0.965
suhu	-0.400	0.576	-0.69	0.487
nadi	0.111	0.161	0.69	0.490
konstan	63.87	26.034	2.15	0.266

Prosedur pertama adalah pengujian parameter secara serentak.

Hipotesis yang digunakan telah dijelaskan pada Bab 2. Pengujian secara serentak dapat diindikasikan melalui nilai *Likelihood Ratio Test* yang dihasilkan dari model. Pada penelitian ini, nilai *Likelihood Ratio Test* diperoleh sebesar 10.11 dengan *p-value* sebesar 0,004. Jika nilai *p-value* yang dihasilkan pada model dibandingkan dengan alpha 5% , maka diperoleh keputusan tolak H_0 artinya minimal ada satu parameter yang berpengaruh terhadap model. Sehingga dapat dilanjutkan pada prosedur berikutnya yaitu pengujian parameter secara parsial. Berdasarkan Tabel 4.17 dapat ditunjukkan bahwa variabel yang berpengaruh signifikan terhadap skor GCS pada pasien ke 16 adalah variabel tekanan darah sistolik. Hal tersebut dapat diindikasikan dari nilai *p-value* yang diperoleh kurang dari alpha 5%.

Persamaan matematis dari model umumnya adalah sebagai berikut.

$$\hat{y}_{16j}^* = 63.87 - 0.08x_{116j} + 0.008x_{216j} - 0.400x_{316j} + 0.111x_{416j}$$

17. Pasien 17

Tabel 4.18 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 17

	koef	standart eror	z	p-value
sistolik	-0.09	0.034	-2.50	0.012
diastolik	-0.242	0.092	-2.63	0.008
suhu	0.035	0.721	-0.05	0.961
nadi	-0.114	0.158	-0.72	0.471
konstan	51.85	35.92	1.44	0.149

Prosedur pertama adalah pengujian parameter secara serentak.

Hipotesis yang digunakan telah dijelaskan pada Bab 2. Pengujian secara serentak dapat diindikasikan melalui nilai *Likelihood Ratio Test* yang dihasilkan dari model. Pada penelitian ini, nilai *Likelihood Ratio Test* diperoleh sebesar 16.15 dengan *p-value* sebesar 0,002. Jika nilai *p-value* yang dihasilkan pada model dibandingkan dengan alpha 5% , maka diperoleh keputusan tolak H_0 artinya minimal ada satu parameter yang berpengaruh terhadap model. Sehingga dapat dilanjutkan pada prosedur berikutnya yaitu pengujian parameter secara parsial. Berdasarkan Tabel 4.18 dapat ditunjukkan bahwa variabel yang berpengaruh signifikan terhadap skor GCS pada pasien ke 17 adalah variabel tekanan darah sistolik dan diastolik. Hal tersebut dapat diindikasikan dari nilai *p-value* yang diperoleh kurang dari alpha 5%.

Persamaan matematis dari model umumnya adalah sebagai berikut.

$$\hat{y}_{17j}^* = 51.85 - 0.09x_{117j} - 0.242x_{217j} + 0.035x_{317j} - 0.114x_{417j}$$

18. Pasien 18

Tabel 4.19 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 18

	koef	standart error	z	p-value
sistolik	-0.132	0.013	-9.93	0.000
diastolik	0.077	0.049	1.55	0.121
suhu	-0.69	0.218	-3.16	0.002
nadi	0.051	0.035	1.45	0.146
konstan	45.60	9.834	4.64	0.000

Prosedur pertama adalah pengujian parameter secara serentak.

Hipotesis yang digunakan telah dijelaskan pada Bab 2. Pengujian secara serentak dapat diindikasikan melalui nilai *Likelihood Ratio Test* yang dihasilkan dari model. Pada penelitian ini, nilai *Likelihood Ratio Test* diperoleh sebesar 358.92 dengan *p-value* sebesar 0,000. Jika nilai *p-value* yang dihasilkan pada model dibandingkan dengan alpha 5% , maka diperoleh keputusan tolak H_0 artinya minimal ada satu parameter yang berpengaruh terhadap model. Sehingga dapat dilanjutkan pada prosedur berikutnya yaitu pengujian parameter secara parsial. Berdasarkan Tabel 4.19 dapat ditunjukkan bahwa variabel yang berpengaruh signifikan terhadap skor GCS pada pasien ke 18 adalah variabel tekanan darah

sistolik dan suhu. Hal tersebut dapat diindikasikan dari nilai *p-value* yang diperoleh kurang dari alpha 5%.

Persamaan matematis dari model umumnya adalah sebagai berikut.

$$\hat{y}_{18j}^* = 45.60 - 0.132x_{118j} + 0.077x_{218j} - 0.69x_{318j} + 0.051x_{418j}$$

19. Pasien 19

Tabel 4.20 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 19

	koef	standart error	z	p-value
sistolik	-0.042	0.029	-1.42	0.155
diastolik	-0.230	0.097	-2.36	0.018
suhu	0.186	0.479	0.39	0.697
nadi	0.408	0.248	1.64	0.100
konstan	-3.166	31.82	-0.10	0.921

Prosedur pertama adalah pengujian parameter secara serentak.

Hipotesis yang digunakan telah dijelaskan pada Bab 2. Pengujian secara serentak dapat diindikasikan melalui nilai *Likelihood Ratio Test* yang dihasilkan dari model. Pada penelitian ini, nilai *Likelihood Ratio Test* diperoleh sebesar 21.23 dengan *p-value* sebesar 0,0003. Jika nilai *p-value* yang dihasilkan pada model dibandingkan dengan alpha 5% , maka diperoleh keputusan tolak H_0 artinya minimal ada satu parameter yang berpengaruh terhadap model. Sehingga dapat dilanjutkan pada prosedur berikutnya yaitu pengujian parameter secara parsial. Berdasarkan Tabel 4.20 dapat ditunjukkan bahwa variabel yang berpengaruh signifikan terhadap skor GCS pada pasien ke 19 adalah variabel tekanan darah diastolik. Hal tersebut dapat diindikasikan dari nilai *p-value* yang diperoleh kurang dari alpha 5%.

Persamaan matematis dari model umumnya adalah sebagai berikut.

$$\hat{y}_{19j}^* = -3.166 - 0.042x_{119j} - 0.230x_{219j} + 0.186x_{319j} + 0.408x_{419j}$$

20. Pasien 20

Tabel 4.21 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 20

	koef	standart	z	p-value
--	------	----------	---	---------

	<i>eror</i>			
sistolik	-0.152	0.030	-5.01	0.000
diastolik	0.557	0.407	1.37	0.172
suhu	0.462	0.519	0.89	0.374
nadi	0.214	0.095	2.25	0.024
konstan	-50.28	40.98	-1.23	0.220

Prosedur pertama adalah pengujian parameter secara serentak.

Hipotesis yang digunakan telah dijelaskan pada Bab 2. Pengujian secara serentak dapat diindikasikan melalui nilai *Likelihood Ratio Test* yang dihasilkan dari model. Pada penelitian ini, nilai *Likelihood Ratio Test* diperoleh sebesar 27.95 dengan *p-value* sebesar 0.000. Jika nilai *p-value* yang dihasilkan pada model dibandingkan dengan alpha 5% , maka diperoleh keputusan tolak H_0 artinya minimal ada satu parameter yang berpengaruh terhadap model. Sehingga dapat dilanjutkan pada prosedur berikutnya yaitu pengujian parameter secara parsial. Berdasarkan Tabel 4.21 dapat ditunjukkan bahwa variabel yang berpengaruh signifikan terhadap skor GCS pada pasien ke 20 adalah variabel tekanan darah sistolik dan denyut nadi. Hal tersebut dapat diindikasikan dari nilai *p-value* yang diperoleh kurang dari alpha 5%.

Persamaan matematis dari model umumnya adalah sebagai berikut.

$$\hat{y}_{20j}^* = -50.28 - 0.152x_{120j} + 0.557x_{220j} + 0.462x_{320j} + 0.214x_{420j}$$

21. Pasien 21

Tabel 4.22 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 21

	koef	<i>standart eror</i>	z	p-value
sistolik	-0.049	0.022	-2.26	0.024
diastolik	0.261	0.073	3.57	0.000
suhu	-0.434	0.289	-1.50	0.135
nadi	0.229	0.107	2.14	0.032
konstan	-8.66	17.196	-0.50	0.614

Prosedur pertama adalah pengujian parameter secara serentak.

Hipotesis yang digunakan telah dijelaskan pada Bab 2. Pengujian secara serentak dapat diindikasikan melalui nilai *Likelihood Ratio Test* yang dihasilkan dari model. Pada penelitian ini, nilai *Likelihood Ratio Test* diperoleh sebesar 31.67 dengan

p_value sebesar 0,000. Jika nilai p_value yang dihasilkan pada model dibandingkan dengan alpha 5% , maka diperoleh keputusan tolak H_0 artinya minimal ada satu parameter yang berpengaruh terhadap model. Sehingga dapat dilanjutkan pada prosedur berikutnya yaitu pengujian parameter secara parsial. Berdasarkan Tabel 4.22 dapat ditunjukkan bahwa variabel yang berpengaruh signifikan terhadap skor GCS pada pasien ke 21 adalah variabel tekanan darah sistolik, diastolik dan nadi. Hal tersebut dapat diindikasi dari nilai p_value yang diperoleh kurang dari alpha 5%.

Persamaan matematis dari model umumnya adalah sebagai berikut.

$$\hat{y}_{21j}^* = -8.66 - 0.049x_{121j} + 0.261x_{221j} - 0.434x_{321j} + 0.229x_{421j}$$

22. Pasien 22

Tabel 4.23 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 22

	koef	standart error	z	p-value
sistolik	-0.139	0.035	-3.97	0.000
diastolik	0.036	0.138	0.26	0.796
suhu	-1.926	0.576	-3.34	0.001
nadi	-0.708	0.273	-2.60	0.009
konstan	161.26	31.182	5.17	0.000

Prosedur pertama adalah pengujian parameter secara serentak.

Hipotesis yang digunakan telah dijelaskan pada Bab 2. Pengujian secara serentak dapat diindikasi melalui nilai *Likelihood Ratio Test* yang dihasilkan dari model. Pada penelitian ini, nilai *Likelihood Ratio Test* diperoleh sebesar 59.41 dengan p_value sebesar 0,000. Jika nilai p_value yang dihasilkan pada model dibandingkan dengan alpha 5% , maka diperoleh keputusan tolak H_0 artinya minimal ada satu parameter yang berpengaruh terhadap model. Sehingga dapat dilanjutkan pada prosedur berikutnya yaitu pengujian parameter secara parsial. Berdasarkan Tabel 4.23 dapat ditunjukkan bahwa variabel yang berpengaruh signifikan terhadap skor GCS pada pasien ke 23 adalah variabel tekanan darah sistolik, suhu dan nadi. Hal tersebut dapat diindikasi dari nilai p_value yang diperoleh kurang dari alpha 5%.

Persamaan matematis dari model umumnya adalah sebagai berikut.

$$\hat{y}_{22j}^* = 161.26 - 0.139x_{122j} + 0.036x_{222j} - 1.926x_{322j} - 0.708x_{422j}$$

23. Pasien 23

Tabel 4.24 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 23

	koef	standart eror	z	p-value
sistolik	-0.079	0.015	-5.12	0.000
diastolik	-0.244	0.047	-5.18	0.000
suhu	0.482	0.501	0.96	0.336
nadi	-0.132	0.093	-1.43	0.154
konstan	39.72	23.231	1.71	0.087

Prosedur pertama adalah pengujian parameter secara serentak.

Hipotesis yang digunakan telah dijelaskan pada Bab 2. Pengujian secara serentak dapat diindikasikan melalui nilai *Likelihood Ratio Test* yang dihasilkan dari model. Pada penelitian ini, nilai *Likelihood Ratio Test* diperoleh sebesar 60.11 dengan *p-value* sebesar 0,000. Jika nilai *p-value* yang dihasilkan pada model dibandingkan dengan alpha 5% , maka diperoleh keputusan tolak H_0 artinya minimal ada satu parameter yang berpengaruh terhadap model. Sehingga dapat dilanjutkan pada prosedur berikutnya yaitu pengujian parameter secara parsial. Berdasarkan Tabel 4.24 dapat ditunjukkan bahwa variabel yang berpengaruh signifikan terhadap skor GCS pada pasien ke 23 adalah variabel tekanan darah sistolik dan diastolik. Hal tersebut dapat diindikasikan dari nilai *p-value* yang diperoleh kurang dari alpha 5%.

Persamaan matematis dari model umumnya adalah sebagai berikut.

$$\hat{y}_{23j}^* = 39.72 - 0.079x_{123j} - 0.244x_{223j} + 0.482x_{323j} - 0.132x_{423j}$$

24. Pasien 24

Tabel 4.25 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 24

	koef	standart eror	z	p-value
sistolik	-0.018	0.013	-1.39	0.165
diastolik	0.010	0.032	0.32	0.751
suhu	0.049	0.176	0.28	0.780

nadi	0.081	0.066	1.22	0.221
konstan	7.43	11.24	0.66	0.509

Prosedur pertama adalah pengujian parameter secara serentak. Hipotesis yang digunakan telah dijelaskan pada Bab 2. Pengujian secara serentak dapat diindikasikan melalui nilai *Likelihood Ratio Test* yang dihasilkan dari model. Pada penelitian ini, nilai *Likelihood Ratio Test* diperoleh sebesar 37.09 dengan *p-value* sebesar 0,000. Jika nilai *p-value* yang dihasilkan pada model dibandingkan dengan alpha 5% , maka diperoleh keputusan tolak H_0 artinya minimal ada satu parameter yang berpengaruh terhadap model. Sehingga dapat dilanjutkan pada prosedur berikutnya yaitu pengujian parameter secara parsial. Berdasarkan Tabel 4.25 dapat ditunjukkan bahwa variabel tidak ada yang berpengaruh signifikan terhadap skor GCS pada pasien ke 24. Hal tersebut dapat diindikasikan dari nilai *p-value* yang diperoleh lebih dari alpha 5%.

Persamaan matematis dari model umumnya adalah sebagai berikut.

$$\hat{y}_{24j}^* = 7.43 - 0.018x_{124j} + 0.010x_{224j} + 0.049x_{324j} + 0.081x_{424j}$$

25. Pasien 25

Tabel 4.26 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 25

	koef	standart error	z	p-value
sistolik	-0.049	0.060	-0.83	0.407
diastolik	-0.431	0.136	-3.17	0.002
suhu	0.604	0.455	1.33	0.184
nadi	-0.077	0.085	-0.91	0.362
konstan	44.66	24.39	1.83	0.067

Prosedur pertama adalah pengujian parameter secara serentak. Hipotesis yang digunakan telah dijelaskan pada Bab 2. Pengujian secara serentak dapat diindikasikan melalui nilai *Likelihood Ratio Test* yang dihasilkan dari model. Pada penelitian ini, nilai *Likelihood Ratio Test* diperoleh sebesar 24.97 dengan *p-value* sebesar 0,000. Jika nilai *p-value* yang dihasilkan pada model dibandingkan dengan alpha 5% , maka diperoleh keputusan tolak H_0 artinya minimal ada satu parameter yang berpengaruh terhadap model. Sehingga dapat dilanjutkan pada prosedur berikutnya yaitu pengujian parameter secara parsial.

Berdasarkan Tabel 4.26 dapat ditunjukkan bahwa variabel yang berpengaruh signifikan terhadap skor GCS pada pasien ke 25 adalah variabel tekanan darah diastolik. Hal tersebut dapat diindikasikan dari nilai *p-value* yang diperoleh kurang dari alpha 5%.

Persamaan matematis dari model umumnya adalah sebagai berikut.

$$\hat{y}_{25j}^* = 7.43 - 0.049x_{125j} - 0.431x_{225j} + 0.604x_{325j} - 0.077x_{425j}$$

26. Pasien 26

Tabel 4.27 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 26

	koef	standart error	z	p-value
sistolik	-0.169	0.036	-4.65	0.000
diastolik	-0.393	0.154	-2.55	0.010
suhu	-0.432	0.826	-0.52	0.601
nadi	-0.410	0.170	-2.41	0.016
konstan	123.32	38.49	3.20	0.001

Prosedur pertama adalah pengujian parameter secara serentak.

Hipotesis yang digunakan telah dijelaskan pada Bab 2. Pengujian secara serentak dapat diindikasikan melalui nilai *Likelihood Ratio Test* yang dihasilkan dari model. Pada penelitian ini, nilai *Likelihood Ratio Test* diperoleh sebesar 28.70 dengan *p-value* sebesar 0,000. Jika nilai *p-value* yang dihasilkan pada model dibandingkan dengan alpha 5% , maka diperoleh keputusan tolak H_0 artinya minimal ada satu parameter yang berpengaruh terhadap model. Sehingga dapat dilanjutkan pada prosedur berikutnya yaitu pengujian parameter secara parsial. Berdasarkan Tabel 4.27 dapat ditunjukkan bahwa variabel yang berpengaruh signifikan terhadap skor GCS pada pasien ke 26 adalah variabel tekanan darah sistolik, diastolik dan nadi. Hal tersebut dapat diindikasikan dari nilai *p-value* yang diperoleh kurang dari alpha 5%.

Persamaan matematis dari model umumnya adalah sebagai berikut.

$$\hat{y}_{26j}^* = 123.32 - 0.169x_{126j} - 0.393x_{226j} - 0.432x_{326j} - 0.410x_{426j}$$

27. Pasien 27

Tabel 4.28 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 27

	koef	standart eror	z	p-value
sistolik	-0.214	0.018	-11.95	0.000
diastolik	-0.268	0.680	-3.93	0.000
suhu	1.012	0.120	5.07	0.000
nadi	0.019	0.021	0.93	0.350
konstan	28.69	10.81	2.65	0.008

Prosedur pertama adalah pengujian parameter secara serentak.

Hipotesis yang digunakan telah dijelaskan pada Bab 2. Pengujian secara serentak dapat diindikasikan melalui nilai *Likelihood Ratio Test* yang dihasilkan dari model. Pada penelitian ini, nilai *Likelihood Ratio Test* diperoleh sebesar 279.65 dengan *p-value* sebesar 0,000. Jika nilai *p-value* yang dihasilkan pada model dibandingkan dengan alpha 5% , maka diperoleh keputusan tolak H_0 artinya minimal ada satu parameter yang berpengaruh terhadap model. Sehingga dapat dilanjutkan pada prosedur berikutnya yaitu pengujian parameter secara parsial. Berdasarkan Tabel 4.28 dapat ditunjukkan bahwa variabel yang berpengaruh signifikan terhadap skor GCS pada pasien ke 27 adalah variabel tekanan darah sistolik, diastolik dan suhu. Hal tersebut dapat diindikasikan dari nilai *p-value* yang diperoleh kurang dari alpha 5%.

Persamaan matematis dari model umumnya adalah sebagai berikut.

$$\hat{y}_{27j}^* = 28.69 - 0.214x_{127j} - 0.268x_{227j} + 1.012x_{327j} + 0.019x_{427j}$$

28. Pasien 28

Tabel 4.29 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 28

	koef	standart eror	z	p-value
sistolik	-0.242	0.091	-2.65	0.008
diastolik	-0.867	0.477	-1.82	0.069
suhu	0.297	0.957	0.31	0.757
nadi	0.293	0.255	1.15	0.251
konstan	86.197	39.99	2.16	0.031

Prosedur pertama adalah pengujian parameter secara serentak.

Hipotesis yang digunakan telah dijelaskan pada Bab 2. Pengujian secara serentak dapat diindikasikan melalui nilai *Likelihood Ratio Test* yang dihasilkan dari model. Pada penelitian ini, nilai *Likelihood Ratio Test* diperoleh sebesar 13.01 dengan *p-value* sebesar 0.01. Jika nilai *p-value* yang dihasilkan pada model dibandingkan dengan alpha 5% , maka diperoleh keputusan tolak H_0 artinya minimal ada satu parameter yang berpengaruh terhadap model. Sehingga dapat dilanjutkan pada prosedur berikutnya yaitu pengujian parameter secara parsial. Berdasarkan Tabel 4.29 dapat ditunjukkan bahwa variabel yang berpengaruh signifikan terhadap skor GCS pada pasien ke 28 adalah variabel tekanan darah sistolik. Hal tersebut dapat diindikasikan dari nilai *p-value* yang diperoleh kurang dari alpha 5%.

Persamaan matematis dari model umumnya adalah sebagai berikut.

$$\hat{y}_{28j}^* = 86.197 - 0.242x_{128j} - 0.867x_{228j} + 0.297x_{328j} + 0.293x_{428j}$$

29. Pasien 29

Tabel 4.30 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 29

	koef	standart error	z	p-value
sistolik	-0.148	0.347	-4.25	0.000
diastolik	-0.221	0.278	-0.80	0.426
suhu	-1.392	1.063	-1.31	0.190
nadi	0.178	0.256	0.69	0.487
konstan	89.10	62.22	1.43	0.152

Prosedur pertama adalah pengujian parameter secara serentak.

Hipotesis yang digunakan telah dijelaskan pada Bab 2. Pengujian secara serentak dapat diindikasikan melalui nilai *Likelihood Ratio Test* yang dihasilkan dari model. Pada penelitian ini, nilai *Likelihood Ratio Test* diperoleh sebesar 23.42 dengan *p-value* sebesar 0,000. Jika nilai *p-value* yang dihasilkan pada model dibandingkan dengan alpha 5% , maka diperoleh keputusan tolak H_0 artinya minimal ada satu parameter yang berpengaruh terhadap model. Sehingga dapat dilanjutkan pada prosedur berikutnya yaitu pengujian parameter secara parsial. Berdasarkan Tabel 4.30 dapat ditunjukkan bahwa variabel yang berpengaruh signifikan terhadap skor GCS pada pasien ke 29 adalah variabel tekanan darah

sistolik. Hal tersebut dapat diindikasikan dari nilai *p-value* yang diperoleh kurang dari alpha 5%.

Persamaan matematis dari model umumnya adalah sebagai berikut.

$$\hat{y}_{29j}^* = 89.10 - 0.148x_{129j} - 0.221x_{229j} - 11.392x_{329j} + 0.178x_{429j}$$

30. Pasien 30

Tabel 4.31 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 30

	koef	standart eror	z	p-value
sistolik	-0.040	0.039	-1.04	0.298
diastolik	-0.189	0.214	-0.88	0.378
suhu	-0.389	0.924	-0.42	0.673
nadi	-0.014	0.347	-0.04	0.968
konstan	50.68	28.19	1.80	0.072

Prosedur pertama adalah pengujian parameter secara serentak.

Hipotesis yang digunakan telah dijelaskan pada Bab 2. Pengujian secara serentak dapat diindikasikan melalui nilai *Likelihood Ratio Test* yang dihasilkan dari model. Pada penelitian ini, nilai *Likelihood Ratio Test* diperoleh sebesar 12.16 dengan *p-value* sebesar 0,016. Jika nilai *p-value* yang dihasilkan pada model dibandingkan dengan alpha 5% , maka diperoleh keputusan tolak H_0 artinya minimal ada satu parameter yang berpengaruh terhadap model. Sehingga dapat dilanjutkan pada prosedur berikutnya yaitu pengujian parameter secara parsial. Berdasarkan Tabel 4.31 dapat ditunjukkan bahwa tidak ada variabel yang berpengaruh signifikan terhadap skor GCS pada pasien ke 30. Hal tersebut dapat diindikasikan dari nilai *p-value* yang diperoleh lebih dari alpha 5%.

Persamaan matematis dari model umumnya adalah sebagai berikut.

$$\hat{y}_{30j}^* = 50.68 - 0.040x_{130j} - 0.189x_{230j} - 0.389x_{330j} - 0.014x_{430j}$$

31. Pasien 31

Tabel 4.32 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 31

	koef	standart eror	z	p-value
sistolik	-0.155	0.034	-4.60	0.000
diastolik	0.181	0.153	1.18	0.238
suhu	-0.083	0.789	-0.10	0.917
nadi	-0.303	0.157	-1.92	0.055
konstan	48.59	40.47	1.20	0.230

Prosedur pertama adalah pengujian parameter secara serentak.

Hipotesis yang digunakan telah dijelaskan pada Bab 2. Pengujian secara serentak dapat diindikasikan melalui nilai *Likelihood Ratio Test* yang dihasilkan dari model. Pada penelitian ini, nilai *Likelihood Ratio Test* diperoleh sebesar 32.03 dengan *p-value* sebesar 0,000. Jika nilai *p-value* yang dihasilkan pada model dibandingkan dengan alpha 5% , maka diperoleh keputusan tolak H_0 artinya minimal ada satu parameter yang berpengaruh terhadap model. Sehingga dapat dilanjutkan pada prosedur berikutnya yaitu pengujian parameter secara parsial. Berdasarkan Tabel 4.32 dapat ditunjukkan bahwa variabel yang berpengaruh signifikan terhadap skor GCS pada pasien ke 31 adalah variabel tekanan darah sistolik. Hal tersebut dapat diindikasikan dari nilai *p-value* yang diperoleh kurang dari alpha 5%.

Persamaan matematis dari model umumnya adalah sebagai berikut.

$$\hat{y}_{31j}^* = 48.59 - 0.155x_{131j} + 0.181x_{231j} - 0.083x_{331j} - 0.303x_{431j}$$

32. Pasien 32

Tabel 4.33 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 32

	koef	standart eror	z	p-value
sistolik	-0.077	0.016	-4.70	0.000
diastolik	0.134	0.087	1.55	0.121
suhu	0.445	0.520	0.86	0.392
nadi	-0.239	0.149	-1.60	0.110
konstan	15.621	31.138	0.50	0.616

Prosedur pertama adalah pengujian parameter secara serentak.

Hipotesis yang digunakan telah dijelaskan pada Bab 2. Pengujian secara serentak dapat diindikasikan melalui nilai *Likelihood Ratio Test* yang dihasilkan dari model.

Pada penelitian ini, nilai *Likelihood Ratio Test* diperoleh sebesar 79.79 dengan *p-value* sebesar 0,000. Jika nilai *p-value* yang dihasilkan pada model dibandingkan dengan alpha 5% , maka diperoleh keputusan tolak H_0 artinya minimal ada satu parameter yang berpengaruh terhadap model. Sehingga dapat dilanjutkan pada prosedur berikutnya yaitu pengujian parameter secara parsial. Berdasarkan Tabel 4.33 dapat ditunjukkan bahwa variabel yang berpengaruh signifikan terhadap skor GCS pada pasien ke 32 adalah variabel tekanan darah sistolik. Hal tersebut dapat diindikasikan dari nilai *p-value* yang diperoleh kurang dari alpha 5%.

Persamaan matematis dari model umumnya adalah sebagai berikut.

$$\hat{y}_{32j}^* = 15.621 - 0.077x_{132j} + 0.134x_{232j} + 0.445x_{332j} - 0.239x_{432j}$$

33. Pasien 33

Tabel 4.34 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 33

	koef	standart eror	z	p-value
sistolik	-0.174	0.048	-3.60	0.000
diastolik	-0.320	0.103	-3.10	0.002
suhu	3.031	0.795	3.86	0.000
nadi	-0.264	0.123	-2.15	0.032
konstan	-18.82	30.12	-0.62	0.532

Prosedur pertama adalah pengujian parameter secara serentak.

Hipotesis yang digunakan telah dijelaskan pada Bab 2. Pengujian secara serentak dapat diindikasikan melalui nilai *Likelihood Ratio Test* yang dihasilkan dari model. Pada penelitian ini, nilai *Likelihood Ratio Test* diperoleh sebesar 84.25 dengan *p-value* sebesar 0,000. Jika nilai *p-value* yang dihasilkan pada model dibandingkan dengan alpha 5% , maka diperoleh keputusan tolak H_0 artinya minimal ada satu parameter yang berpengaruh terhadap model. Sehingga dapat dilanjutkan pada prosedur berikutnya yaitu pengujian parameter secara parsial. Berdasarkan Tabel 4.34 dapat ditunjukkan bahwa variabel yang berpengaruh signifikan terhadap skor GCS pada pasien ke 33 adalah variabel tekanan darah sistolik, diastolik, suhu dan nadi. Hal tersebut dapat diindikasikan dari nilai *p-value* yang diperoleh kurang dari alpha 5%.

Persamaan matematis dari model umumnya adalah sebagai berikut.

$$\hat{y}_{33j}^* = -18.82 - 0.174x_{133j} - 0.320x_{233j} + 3.031x_{333j} - 0.264x_{433j}$$

34. Pasien 34

Tabel 4.35 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 34

	koef	standart eror	z	p-value
sistolik	-0.286	0.074	-3.84	0.000
diastolik	0.006	0.214	0.03	0.978
suhu	2.561	0.995	2.57	0.010
nadi	-0.293	0.190	-1.54	0.123
konstan	-11.91	30.48	-0.39	0.696

Prosedur pertama adalah pengujian parameter secara serentak.

Hipotesis yang digunakan telah dijelaskan pada Bab 2. Pengujian secara serentak dapat diindikasikan melalui nilai *Likelihood Ratio Test* yang dihasilkan dari model. Pada penelitian ini, nilai *Likelihood Ratio Test* diperoleh sebesar 20.56 dengan *p-value* sebesar 0,000. Jika nilai *p-value* yang dihasilkan pada model dibandingkan dengan alpha 5% , maka diperoleh keputusan tolak H_0 artinya minimal ada satu parameter yang berpengaruh terhadap model. Sehingga dapat dilanjutkan pada prosedur berikutnya yaitu pengujian parameter secara parsial. Berdasarkan Tabel 4.35 dapat ditunjukkan bahwa variabel yang berpengaruh signifikan terhadap skor GCS pada pasien ke 34 adalah variabel tekanan darah sistolik dan suhu. Hal tersebut dapat diindikasikan dari nilai *p-value* yang diperoleh kurang dari alpha 5%.

Persamaan matematis dari model umumnya adalah sebagai berikut.

$$\hat{y}_{34j}^* = -11.91 - 0.286x_{134j} + 0.006x_{234j} + 2.561x_{334j} - 0.293x_{434j}$$

35. Pasien 35

Tabel 4.36 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 35

	koef	standart eror	z	p-value
sistolik	-0.105	0.018	-5.74	0.000

diastolik	0.385	0.086	4.46	0.000
suhu	0.875	0.333	2.63	0.009
nadi	-0.055	0.076	-0.73	0.464
konstan	-33.01	16.37	-2.02	0.044

Prosedur pertama adalah pengujian parameter secara serentak.

Hipotesis yang digunakan telah dijelaskan pada Bab 2. Pengujian secara serentak dapat diindikasikan melalui nilai *Likelihood Ratio Test* yang dihasilkan dari model. Pada penelitian ini, nilai *Likelihood Ratio Test* diperoleh sebesar 81.60 dengan *p-value* sebesar 0,000. Jika nilai *p-value* yang dihasilkan pada model dibandingkan dengan alpha 5% , maka diperoleh keputusan tolak H_0 artinya minimal ada satu parameter yang berpengaruh terhadap model. Sehingga dapat dilanjutkan pada prosedur berikutnya yaitu pengujian parameter secara parsial. Berdasarkan Tabel 4.36 dapat ditunjukkan bahwa variabel yang berpengaruh signifikan terhadap skor GCS pada pasien ke 35 adalah variabel tekanan darah sistolik, diastolik, suhu. Hal tersebut dapat diindikasikan dari nilai *p-value* yang diperoleh kurang dari alpha 5%.

Persamaan matematis dari model umumnya adalah sebagai berikut.

$$\hat{y}_{35j}^* = -33.01 - 0.105x_{135j} + 0.385x_{235j} + 0.875x_{335j} - 0.055x_{435j}$$

36. Pasien 36

Tabel 4.37 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 36

	koef	standart eror	z	p-value
sistolik	-0.213	0.061	-3.49	0.000
diastolik	-0.104	0.326	-0.32	0.749
suhu	-2.289	2.459	-0.93	0.352
nadi	0.235	0.143	1.64	0.101
konstan	115.86	87.76	1.32	0.187

Prosedur pertama adalah pengujian parameter secara serentak.

Hipotesis yang digunakan telah dijelaskan pada Bab 2. Pengujian secara serentak dapat diindikasikan melalui nilai *Likelihood Ratio Test* yang dihasilkan dari model. Pada penelitian ini, nilai *Likelihood Ratio Test* diperoleh sebesar 22.86 dengan *p-value* sebesar 0,000. Jika nilai *p-value* yang dihasilkan pada model

dibandingkan dengan alpha 5% , maka diperoleh keputusan tolak H_0 artinya minimal ada satu parameter yang berpengaruh terhadap model. Sehingga dapat dilanjutkan pada prosedur berikutnya yaitu pengujian parameter secara parsial. Berdasarkan Tabel 4.37 dapat ditunjukkan bahwa variabel yang berpengaruh signifikan terhadap skor GCS pada pasien ke 36 adalah variabel tekanan darah sistolik. Hal tersebut dapat diindikasikan dari nilai p -value yang diperoleh kurang dari alpha 5%.

Persamaan matematis dari model umumnya adalah sebagai berikut.

$$\hat{y}_{36j}^* = 115.86 - 0.213x_{136j} - 0.104x_{236j} - 2.289x_{336j} + 0.235x_{436j}$$

37. Pasien 37

Tabel 4.38 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 37

	koef	standart eror	z	p-value
sistolik	0.016	0.020	0.81	0.418
diastolik	-0.385	0.170	-2.27	0.023
suhu	0.175	0.478	0.37	0.715
nadi	0.320	0.216	1.85	0.064
konstan	2.026	35.45	0.06	0.954

Prosedur pertama adalah pengujian parameter secara serentak.

Hipotesis yang digunakan telah dijelaskan pada Bab 2. Pengujian secara serentak dapat diindikasikan melalui nilai *Likelihood Ratio Test* yang dihasilkan dari model. Pada penelitian ini, nilai *Likelihood Ratio Test* diperoleh sebesar 15.25 dengan p -value sebesar 0,004. Jika nilai p -value yang dihasilkan pada model dibandingkan dengan alpha 5% , maka diperoleh keputusan tolak H_0 artinya minimal ada satu parameter yang berpengaruh terhadap model. Sehingga dapat dilanjutkan pada prosedur berikutnya yaitu pengujian parameter secara parsial. Berdasarkan Tabel 4.38 dapat ditunjukkan bahwa variabel yang berpengaruh signifikan terhadap skor GCS pada pasien ke 37 adalah variabel tekanan darah diastolik. Hal tersebut dapat diindikasikan dari nilai p -value yang diperoleh kurang dari alpha 5%.

Persamaan matematis dari model umumnya adalah sebagai berikut.

$$\hat{y}_{37j}^* = 2.026 + 0.016x_{137j} - 0.385x_{237j} + 0.175x_{337j} + 0.320x_{437j}$$

38. Pasien 38

Tabel 4.39 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 38

	koef	standart eror	z	p-value
sistolik	-0.146	0.037	-3.98	0.000
diastolik	-0.699	0.283	-2.47	0.013
suhu	-1.137	0.891	-1.28	0.202
nadi	-0.167	0.125	-1.33	0.182
konstan	150.64	54.52	2.76	0.006

Prosedur pertama adalah pengujian parameter secara serentak.

Hipotesis yang digunakan telah dijelaskan pada Bab 2. Pengujian secara serentak dapat diindikasikan melalui nilai *Likelihood Ratio Test* yang dihasilkan dari model. Pada penelitian ini, nilai *Likelihood Ratio Test* diperoleh sebesar 34.66 dengan *p-value* sebesar 0,000. Jika nilai *p-value* yang dihasilkan pada model dibandingkan dengan alpha 5% , maka diperoleh keputusan tolak H_0 artinya minimal ada satu parameter yang berpengaruh terhadap model. Sehingga dapat dilanjutkan pada prosedur berikutnya yaitu pengujian parameter secara parsial. Berdasarkan Tabel 4.39 dapat ditunjukkan bahwa variabel yang berpengaruh signifikan terhadap skor GCS pada pasien ke 38 adalah variabel tekanan darah sistolik dan diastolik. Hal tersebut dapat diindikasikan dari nilai *p-value* yang diperoleh kurang dari alpha 5%.

Persamaan matematis dari model umumnya adalah sebagai berikut.

$$\hat{y}_{38j}^* = 150.64 - 0.146x_{138j} - 0.699x_{238j} - 1.137x_{338j} - 0.167x_{438j}$$

39. Pasien 39

Tabel 4.40 Hasil Pengujian Regresi Longitudinal Tobit Pada Pasien 39

	koef	standart eror	z	p-value
sistolik	-0.056	0.036	-1.56	0.119
diastolik	-0.329	0.500	-0.66	0.511
suhu	-1.165	0.691	-1.68	0.092
nadi	-0.047	0.099	-0.48	0.635

konstan	97.45	58.13	1.68	0.094
---------	-------	-------	------	-------

Prosedur pertama adalah pengujian parameter secara serentak.

Hipotesis yang digunakan telah dijelaskan pada Bab 2. Pengujian secara serentak dapat diindikasikan melalui nilai *Likelihood Ratio Test* yang dihasilkan dari model. Pada penelitian ini, nilai *Likelihood Ratio Test* diperoleh sebesar 13.33 dengan *p-value* sebesar 0,009. Jika nilai *p-value* yang dihasilkan pada model dibandingkan dengan alpha 5% , maka diperoleh keputusan tolak H_0 artinya minimal ada satu parameter yang berpengaruh terhadap model. Sehingga dapat dilanjutkan pada prosedur berikutnya yaitu pengujian parameter secara parsial. Berdasarkan Tabel 4.40 dapat ditunjukkan bahwa tidak ada variabel yang berpengaruh signifikan terhadap skor GCS pada pasien ke 39. Hal tersebut dapat diindikasikan dari nilai *p-value* yang diperoleh lebih dari alpha 5%.

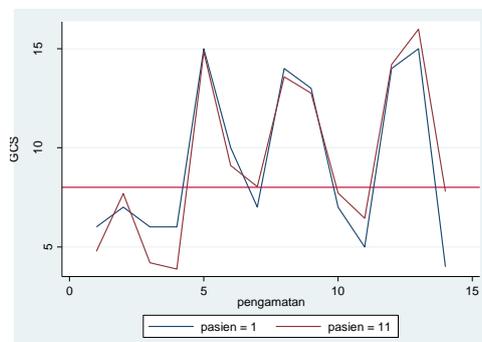
Persamaan matematis dari model umumnya adalah sebagai berikut.

$$\hat{y}_{39j}^* = 97.45 - 0.056x_{139j} - 0.329x_{239j} - 1.165x_{339j} - 0.047x_{439j}$$

4.3 Hasil Pemodelan Regresi Longitudinal Tobit

Setelah dilakukan pemodelan dengan menggunakan regresi longitudinal tobit dan diperoleh hasil model pada tiap pasien, berikutnya akan dilakukan pembuatan line plot antara hasil pemodelan dengan data asli, yang disajikan sebagai berikut.

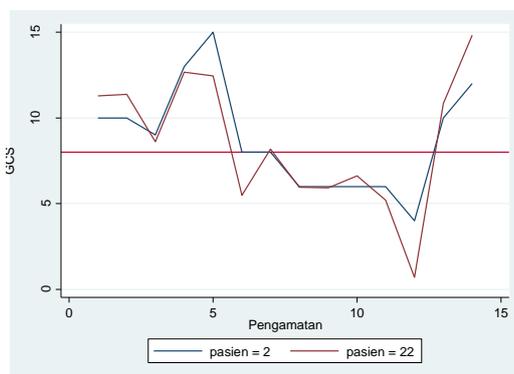
a. Pasien 1



Gambar 4.3 Plot data asli dan hasil dari pemodelan longitudinal tobit pasien 1

Plot berwarna biru merupakan plot dari data asli, sedangkan plot berwarna merah merupakan plot hasil dari pemodelan regresi longitudinal tobit. Berdasarkan Gambar 4.2 pada pasien 1 dapat ditunjukkan bahwa plot hasil pemodelan dengan data asli tidak menunjukkan pola yang berbeda, titik maksimum dan minimum yang dihasilkan juga berada pada nilai yang tidak jauh berbeda. Hal tersebut menunjukkan bahwa model yang dihasilkan untuk pasien 1, sudah cukup baik karena model dapat telah mewakili data asli.

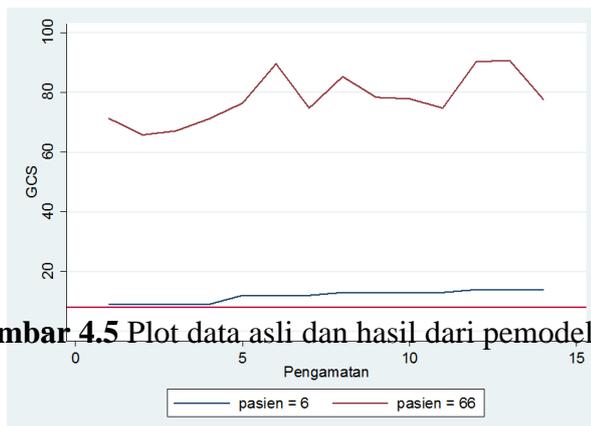
b. Pasien 2



Gambar 4.4 Plot data asli dan hasil dari pemodelan longitudinal tobit pasien 2

Plot berwarna biru merupakan plot dari data asli, sedangkan plot berwarna merah merupakan plot hasil dari pemodelan regresi longitudinal tobit. Berdasarkan Gambar 4.3 pada pasien 1 dapat ditunjukkan bahwa plot hasil pemodelan dengan data asli tidak menunjukkan pola yang berbeda, titik maksimum dan minimum yang dihasilkan juga berada pada nilai yang tidak jauh berbeda. Hal tersebut menunjukkan bahwa model yang dihasilkan untuk pasien 1, sudah cukup baik karena model dapat telah mewakili data asli.

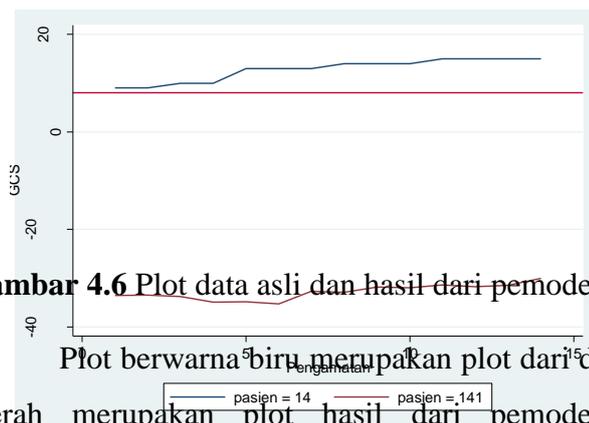
c. Pasien 6



Gambar 4.5 Plot data asli dan hasil dari pemodelan longitudinal tobit pasien 6

Plot berwarna biru merupakan plot dari data asli, sedangkan plot berwarna merah merupakan plot hasil dari pemodelan regresi longitudinal tobit. Berdasarkan Gambar 4.4 dapat ditunjukkan bahwa plot hasil pemodelan dengan data asli menunjukkan pola yang berbeda dengan nilai yang cukup jauh berbeda pula, plot berwarna biru memiliki hasil yang lebih rendah jika dibandingkan dengan plot yang berwarna merah. Hal tersebut menunjukkan bahwa model yang dihasilkan untuk pasien 6, tidak cukup baik karena model tidak dapat mewakili data asli. Plot berwarna biru memiliki hasil yang lebih konstan, kenaikan nilai pun juga tidak signifikan, sangat jauh berbeda sekali dengan plot berwarna merah yang mengalami kenaikan dan penurunan beberapa kali pada waktu tertentu.

d. Pasien 14

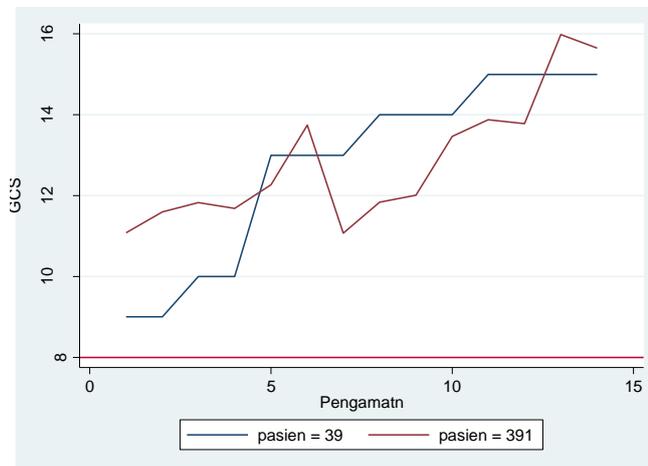


Gambar 4.6 Plot data asli dan hasil dari pemodelan longitudinal tobit pasien 14

Plot berwarna biru merupakan plot dari data asli, sedangkan plot berwarna merah merupakan plot hasil dari pemodelan regresi longitudinal tobit. Berdasarkan Gambar 4.5 dapat ditunjukkan bahwa plot hasil pemodelan dengan data asli menunjukkan pola yang berbeda dengan nilai yang cukup jauh berbeda pula, plot berwarna merah memiliki hasil yang jauh lebih rendah jika dibandingkan dengan plot yang berwarna biru. Hal tersebut menunjukkan bahwa model yang dihasilkan untuk pasien 14, tidak cukup baik karena model tidak

dapat mewakili data asli. Plot berwarna biru dan merah memiliki hasil yang konstan, kenaikan nilai pun juga tidak signifikan.

e. Pasien 39



Gambar 4.6 Plot data asli dan hasil dari pemodelan longitudinal tobit pasien 39

Plot berwarna biru merupakan plot dari data asli, sedangkan plot berwarna merah merupakan plot hasil dari pemodelan regresi longitudinal tobit. Berdasarkan Gambar 4.6 dapat ditunjukkan bahwa plot hasil pemodelan dengan data asli menunjukkan pola yang hampir sama akan tetapi dengan nilai yang cukup berbeda, plot berwarna biru memiliki hasil yang lebih tinggi jika dibandingkan dengan plot yang berwarna merah. Hal tersebut menunjukkan bahwa model yang dihasilkan untuk pasien 39, tidak cukup baik karena model tidak dapat mewakili data asli. Plot berwarna biru memiliki hasil kenaikan yang cenderung stabil, sangat jauh berbeda sekali dengan plot berwarna merah yang mengalami kenaikan yang cukup curam pada waktu tertentu.

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Setelah dilakukan analisis dan penjelasan pada bagian sebelumnya. Kesimpulan dari setiap *subbab* yang telah dibahas adalah sebagai berikut.

1. Sebagian besar pasien mengalami trauma/cidera kepala sedang. Nilai varians terbesar terdapat pada pasien ke-22, artinya pasien ke-22 memiliki hasil pengukuran yang berfluktuasi dan konvergen, sedangkan variasi terkecil terdapat pada pasien ke-10, artinya pasien cenderung memiliki kondisi yang stabil selama 14 kali pengukuran. Pasien yang memiliki cidera paling berat adalah pasien ke-17, sedangkan untuk nilai maksimum hampir semua pasien pernah mencapai skor 15 yaitu berada pada kondisi cidera kepala ringan.

2. Pada pemodelan dengan regresi tobit, diperoleh 39 model berdasarkan kelompok

pasien. Pada pengujian secara serentak, model yang memiliki parameter signifikan terdapat pada model ke- 1, 2, 3, 4, 5, 6, 8, 9, 10, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25, 26, 27, 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34, 35, 36, 37, 38, 39 sedangkan untuk pengujian parsial semua model yang memiliki parameter signifikan kecuali untuk model 24 dan 30.

3. Pemodelan pada regresi longitudinal tobit, variabel yang signifikan secara serentak adalah variabel tekanan darah sistolik. Model matematisnya adalah sebagai berikut.

a. Pasien 1

$$\hat{y}_{1j}^* = 142.14 - 0.14x_{11j} - 0.03x_{21j} - 3.11x_{31j} + 0.095x_{41j}$$

b. Pasien 2

$$\hat{y}_{2j}^* = 21.57 - 0.26x_{12j} - 0.069x_{22j} + 0.168x_{32j} + 0.384x_{42j}$$

c. Pasien 3

$$\hat{y}_{3j}^* = 59.44 - 0.006x_{13j} - 0.389x_{23j} - 0.879x_{33j} + 0.249x_{43j}$$

d. Pasien 4

$$\hat{y}_{4j}^* = -44.89 - 0.068x_{14j} + 0.279x_{24j} + 0.212x_{34j} + 0.416x_{44j}$$

.

.

x. Pasien 39

$$\hat{y}_{39j}^* = 97.45 - 0.056x_{139j} - 0.329x_{239j} - 1.165x_{339j} - 0.047x_{439j}$$

5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah diperoleh, pengembangan lebih lanjut dapat ditambahkan variabel – variabel lain yang juga berpengaruh terhadap pengukuran Skor GCS dengan menggunakan regresi longitudinal tobit. Masih terdapatnya perkiraan model pada pasien penderita stroke yang jauh berbeda dengan data asli maka dapat ditambahkan faktor – faktor lain yang mungkin bisa berpengaruh dan menjelaskan bagaimana hal tersebut bisa terjadi, seperti halnya riwayat penyakit pasien.

LAMPIRAN

Lampiran 1. Data Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Trauma Kepala Penderita Stroke

Pasien	Waktu	Y	X1	X2	X3	X4
1	2	6	200	95	37	90
1	4	7	180	95	36.9	88
1	6	6	200	90	37.6	102
1	8	6	200	94	37.6	100
1	48	15	150	90	36	88
1	72	10	187	94	36.2	90
1	96	7	198	96	36	89
1	120	14	159	90	36	88
1	144	13	170	85	36	94
1	168	7	200	88	36	86
1	192	5	210	90	36	88
1	240	14	150	86	36	80
1	288	15	150	90	36	100
1	336	4	187	89	36	68
2	2	10	160	90	36	82
2	4	10	158	102	36	83
2	6	9	178	97	37	88
2	8	13	160	98	36	87
2	48	15	155	100	37	83
2	72	8	189	100	39	87
2	96	8	178	97	39	86
2	120	6	187	98	37.9	87
2	144	6	189	100	37	89
2	168	6	180	99	36	85
2	192	6	190	100	36.5	88
2	240	4	200	112	37	85
2	288	10	150	112	36	78
2	336	12	150	100	36.5	86
3	2	4	210	120	36	88
3	4	5	170	110	36	93
3	6	12	155	110	36	114
3	8	5	171	107	37	80
3	48	5	180	100	37	84
3	72	5	160	107	36	86
3	96	5	190	100	39	80
3	120	5	167	105	39	87
3	144	5	190	107	36	87
3	168	10	160	100	36	88

3	192	10	171	100	37	89
3	240	12	150	98	38	100
3	288	14	150	90	38	100
3	336	14	160	100	37	100
.
.
.
39	2	9	170	87	37.6	94
39	4	9	150	90	37.6	86
39	6	10	150	89	37.6	88
39	8	10	170	90	36	100
39	48	13	160	90	36.5	87
39	72	13	150	89	36	87
39	96	13	160	90	37	100
39	120	14	160	87	37.6	90
39	144	14	140	90	37.6	89
39	168	14	140	89	37	80
39	192	15	150	89	36	84
39	240	15	140	90	36.2	86
39	288	15	110	90	36	80
39	336	15	110	90	36	87

Keterangan :

Y = skor GCS

X₁ = Tekanan darah sistolik

X₂ = Tekanan darah diastolik

X₃ = Suhu tubuh

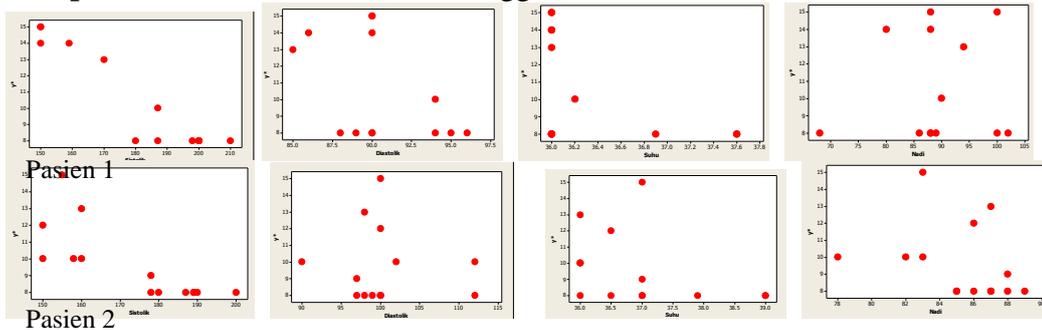
X₄ = Denyut nadi

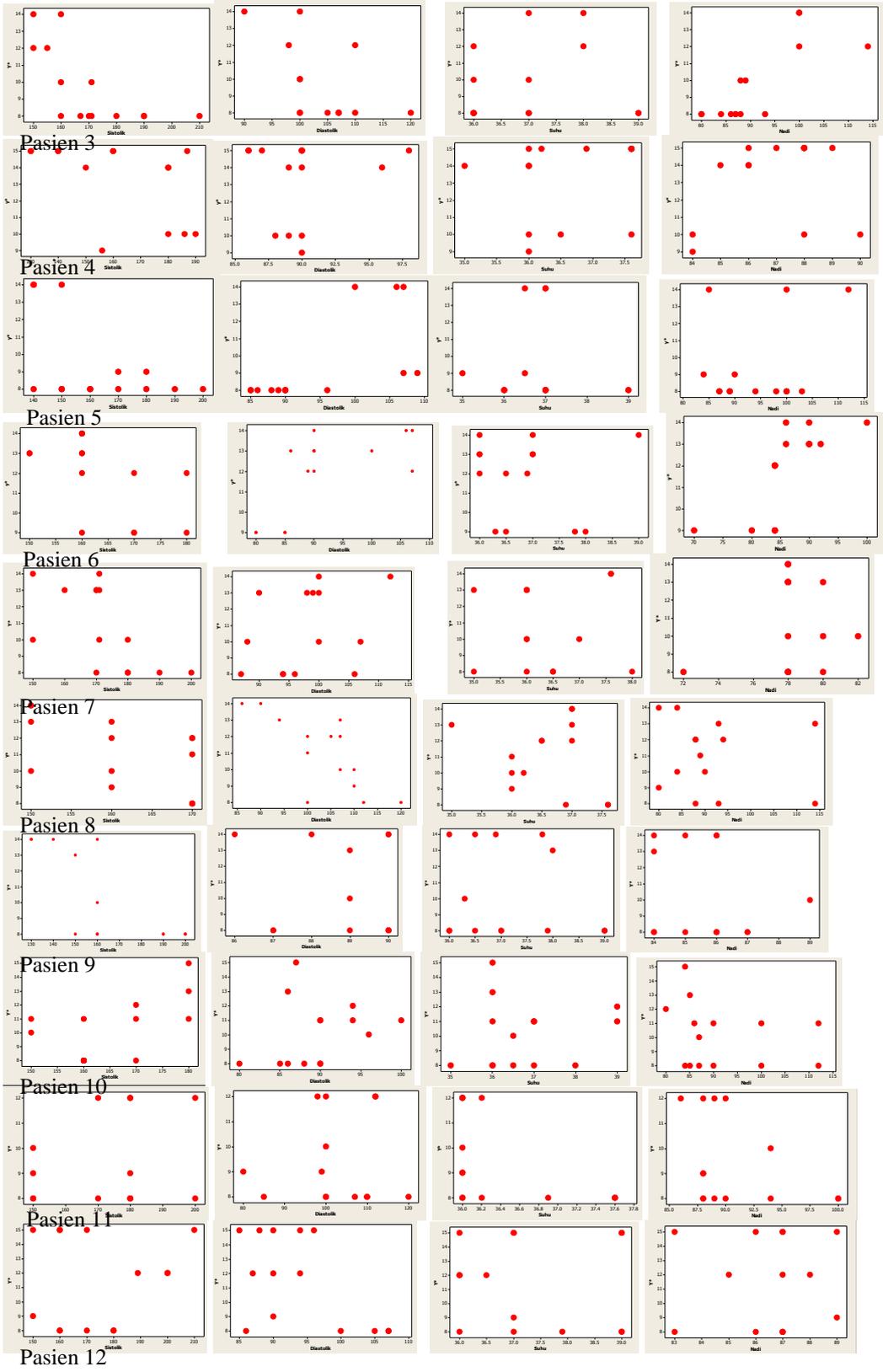
Lampiran 2. Deskripsi Data Variabel GCS

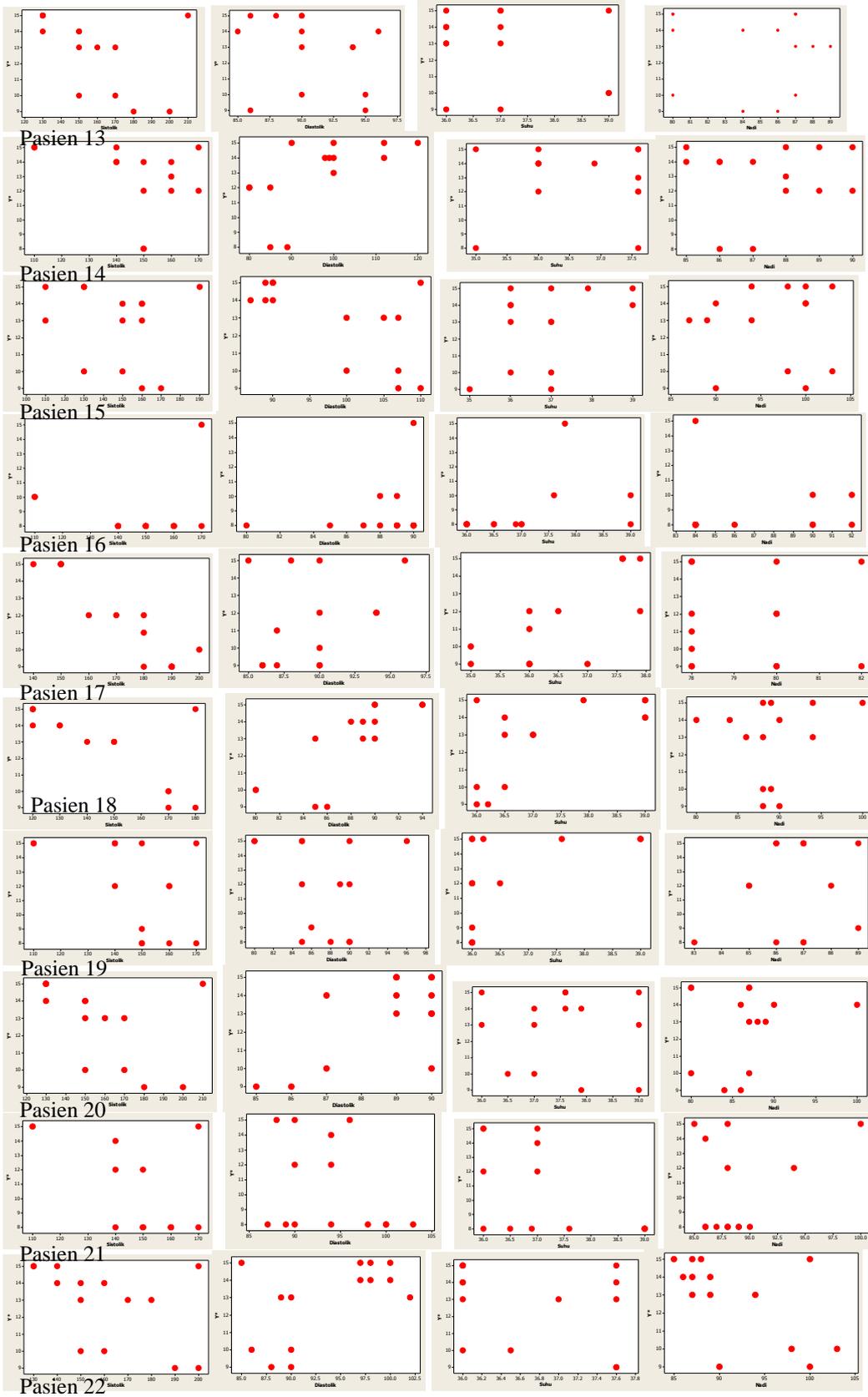
Pasien ke-	Rata-Rata	Varians	Median	Minimum	Maximum
1	9.21	16.80	7	4	15
2	8.79	9.72	8.5	4	15
3	7.93	14.69	5	4	14
4	13.29	5.60	14.5	9	15
5	8.36	11.32	7.5	5	14
6	11.86	3.98	12.5	9	14

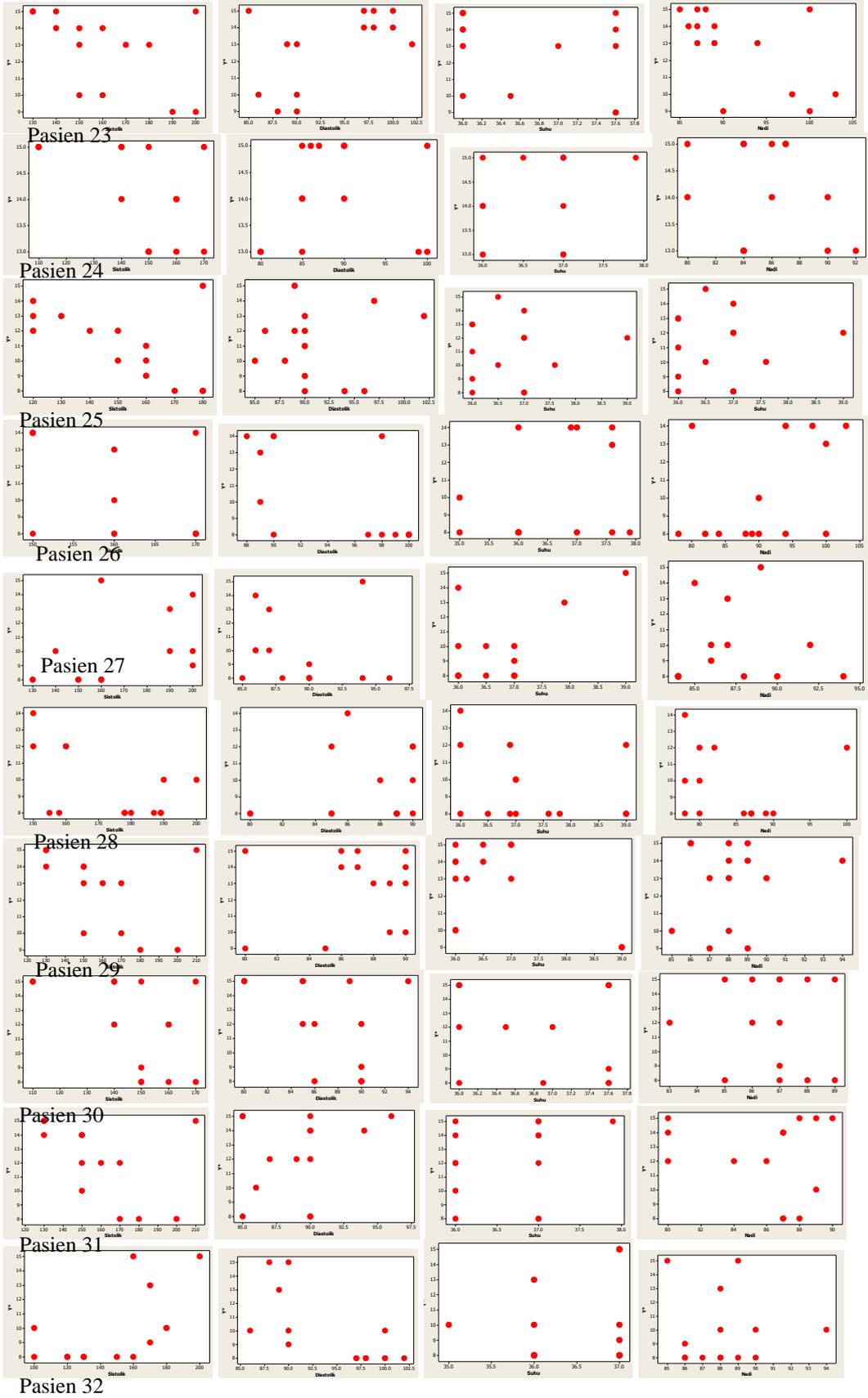
7	10.14	10.44	10	6	14
8	11.00	4.77	11.5	8	14
9	9.07	15.61	8	5	14
10	13.57	2.11	14	12	15
11	8.36	9.94	8	4	13
12	7.79	11.57	7.5	4	12
13	11.36	15.48	12	6	15
14	12.79	5.26	13.5	9	15
15	12.93	5.61	14	8	15
16	12.79	5.26	13.5	9	15
17	6.57	7.80	8	3	10
18	11.93	6.99	12	9	15
19	12.79	5.26	13.5	9	15
20	11.36	15.48	12	6	15
21	12.79	5.26	13.5	9	15
22	8.86	22.29	7.5	4	15
23	12.79	5.26	13.5	9	15
24	14.07	0.84	14	13	15
25	11.00	4.77	11.5	8	14
26	9.07	15.61	8	5	14
27	8.79	9.72	8.5	4	15
28	7.93	14.69	5	4	14
29	11.36	15.48	12	6	15
30	12.79	5.26	13.5	9	15
31	11.36	15.48	12	6	15
32	12.29	7.60	13	8	15
33	8.79	9.72	8.5	4	15
34	7.93	14.69	5	4	14
35	11.36	15.48	12	6	15
36	11.36	15.48	12	6	15
37	11.29	6.99	11.5	7	15
38	11.36	15.48	12	6	15
39	12.79	5.26	13.5	9	15

Lampiran 3. Scatter Plot Pasien 1 hingga 39









Pasien 23

Pasien 24

Pasien 25

Pasien 26

Pasien 27

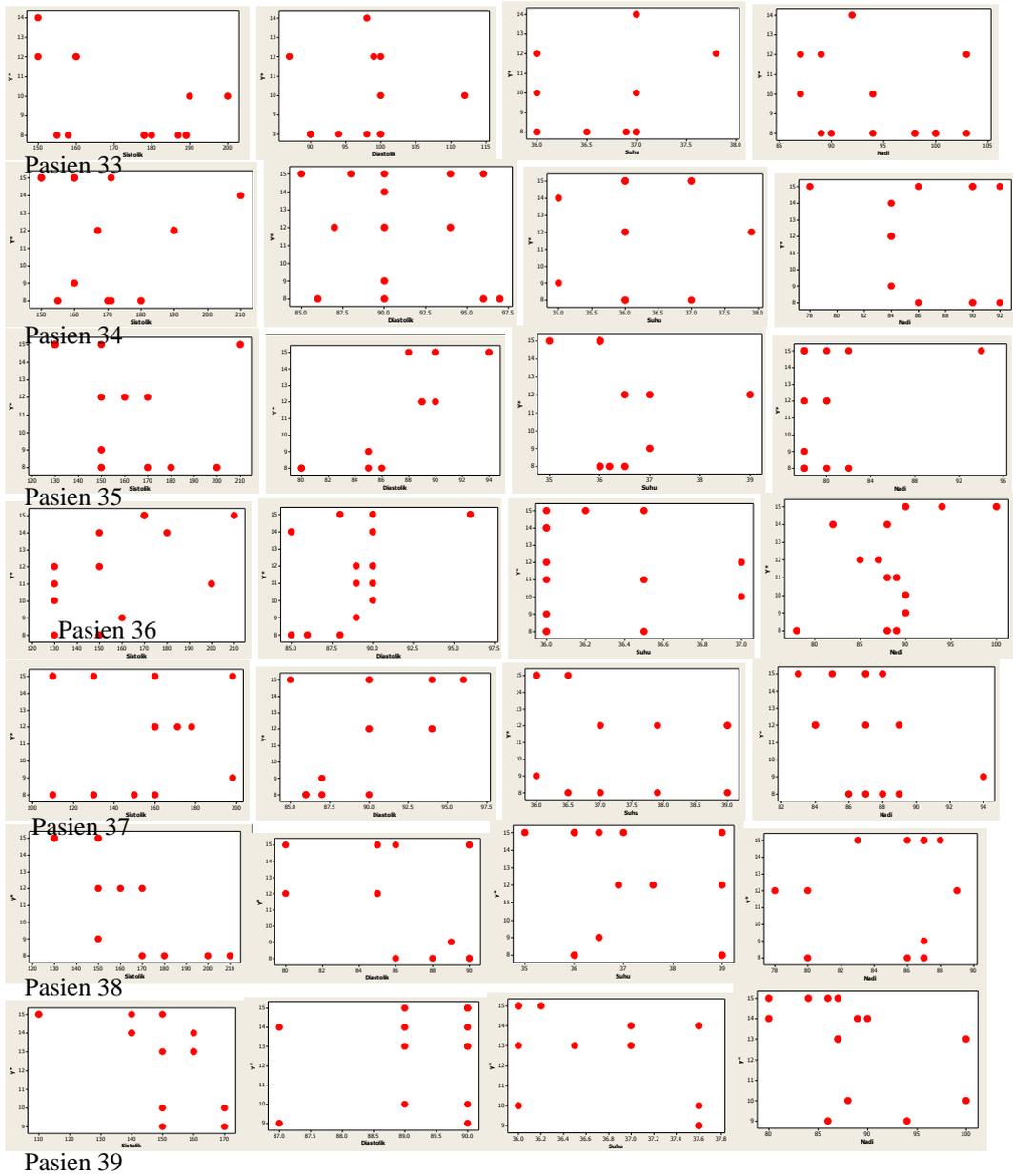
Pasien 28

Pasien 29

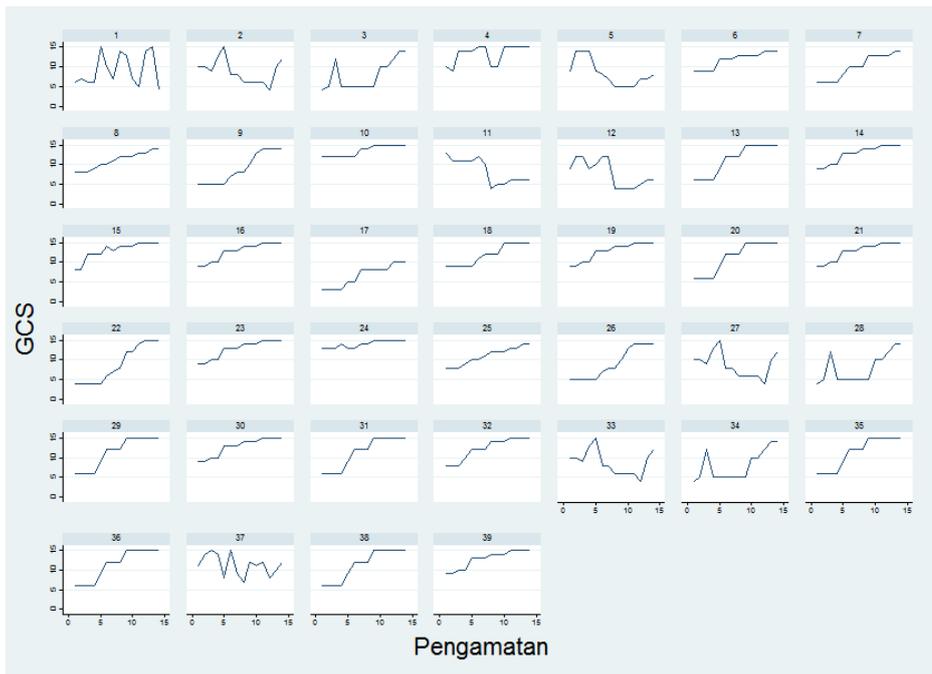
Pasien 30

Pasien 31

Pasien 32



Lampiran 4. Line Plot antara Variabel GCS dengan Pengamatan



Lampiran 5. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 1

```

-> pasien = 1
Random-effects tobit regression      Number of obs   =      14
Group variable: pasien              Number of groups =       1

Random effects u_i ~ Gaussian              Obs per group:
                                          min =      14
                                          avg  =     14.0
                                          max  =      14

Integration method: mvaghermite          Integration pts. =      12

Log likelihood = -7.067941                Wald chi2(4)    =     195.44
                                          Prob > chi2     =       0.0000
  
```

	gcs	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
	sistolik	-.1398701	.0134941	-10.37	0.000	-.166318 - .1134222
	diastolik	-.0324637	.0767581	-0.42	0.672	-.1829068 .1179793
	suhu	-3.106756	1.102425	-2.82	0.005	-5.267468 -.9460432
	nadi	.094817	.0285701	3.32	0.001	.0388206 .1508133
	_cons	142.1361	37.27318	3.81	0.000	69.08202 215.1902
	/sigma_u	4.82e-18	.1998218	0.00	1.000	-.3916436 .3916436
	/sigma_e	.5664303	.1766213	3.21	0.001	.2202588 .9126018
	rho	7.25e-35	6.01e-18			0 1

```

      8 left-censored observations
      6 uncensored observations
      0 right-censored observations
  
```

Lampiran 6. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 2

```

-> pasien = 2
Random-effects tobit regression      Number of obs   =      14
Group variable: pasien              Number of groups =       1

Random effects u_i ~ Gaussian      Obs per group:
                                     min =      14
                                     avg =     14.0
                                     max =      14

Integration method: mvaghermite     Integration pts. =      12

Log likelihood = -13.922766         Wald chi2(4)    =     18.11
                                     Prob > chi2     =     0.0012

```

gcs	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sistolik	-.264039	.067612	-3.91	0.000	-.3965562	-.1315218
diastolik	-.068927	.1108816	-0.62	0.534	-.286251	.148397
suhu	.1678574	.7813852	0.21	0.830	-1.363629	1.699344
nadi	.3838896	.2372067	1.62	0.106	-.081027	.8488063
_cons	21.57155	32.15193	0.67	0.502	-41.44507	84.58817
/sigma_u	1.49e-17	.530111	0.00	1.000	-1.038999	1.038999
/sigma_e	1.521806	.4074549	3.73	0.000	.7232091	2.320403
rho	9.63e-35	6.84e-18			0	1

```

7 left-censored observations
7 uncensored observations
0 right-censored observations

```

Lampiran 7. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 3

```

-> pasien = 3
Random-effects tobit regression      Number of obs   =      14
Group variable: pasien              Number of groups =       1

Random effects u_i ~ Gaussian      Obs per group:
                                     min =      14
                                     avg =     14.0
                                     max =      14

Integration method: mvaghermite     Integration pts. =      12

Log likelihood = -9.5743309         Wald chi2(4)    =     45.77
                                     Prob > chi2     =     0.0000

```

gcs	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sistolik	-.0061726	.0558897	-0.11	0.912	-.1157144	.1033693
diastolik	-.3887461	.1286132	-3.02	0.003	-.6408234	-.1366688
suhu	-.8793025	.7976518	-1.10	0.270	-2.442671	.6840662
nadi	.2496909	.0684726	3.65	0.000	.115487	.3838948
_cons	59.43672	37.21323	1.60	0.110	-13.49987	132.3733
/sigma_u	2.30e-18	.3419347	0.00	1.000	-.6701797	.6701797
/sigma_e	.9402983	.2791031	3.37	0.001	.3932664	1.48733
rho	5.96e-36	1.78e-18			0	1

```

8 left-censored observations
6 uncensored observations
0 right-censored observations

```

Lampiran 8. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 4

```

-> pasien = 4

Random-effects tobit regression          Number of obs   =       14
Group variable: pasien                  Number of groups =        1

Random effects u_i ~ Gaussian           Obs per group:
                                         min =          14
                                         avg  =         14.0
                                         max  =          14

Integration method: mvaghermite         Integration pts. =        12

                                         Wald chi2(4)    =       11.27
Log likelihood = -27.276851              Prob > chi2     =       0.0237

```

gcs	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sistolik	-.0675032	.0231974	-2.91	0.004	-.1129692	-.0220372
diastolik	.2797308	.1571906	1.78	0.075	-.0283571	.5878187
suhu	.2121896	.590498	0.36	0.719	-.9451652	1.369544
nadi	.4164123	.2921621	1.43	0.154	-.1562149	.9890394
_cons	-44.89703	32.15191	-1.40	0.163	-107.9136	18.11954
/sigma_u	6.32e-20	.45379	0.00	1.000	-.8894121	.8894121
/sigma_e	1.697927	.320878	5.29	0.000	1.069017	2.326836
rho	1.39e-39	1.99e-20			0	1

```

0 left-censored observations
14 uncensored observations
0 right-censored observations

```

Lampiran 9. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 5

```

-> pasien = 5

Random-effects tobit regression          Number of obs   =       14
Group variable: pasien                  Number of groups =        1

Random effects u_i ~ Gaussian           Obs per group:
                                         min =          14
                                         avg  =         14.0
                                         max  =          14

Integration method: mvaghermite         Integration pts. =        12

                                         Wald chi2(4)    =       57.60
Log likelihood = -6.8700367              Prob > chi2     =       0.0000

```

gcs	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sistolik	-.4052581	.1100857	-3.68	0.000	-.6210222	-.1894941
diastolik	.3746033	.0894086	4.19	0.000	.1993655	.549841
suhu	-3.140939	1.643469	-1.91	0.056	-6.362079	.0802014
nadi	-.2760375	.1103503	-2.50	0.012	-.4923201	-.0597549
_cons	175.8181	80.41191	2.19	0.029	18.21364	333.4225
/sigma_u	2.80e-18	.355002	0.00	1.000	-.6957912	.6957912
/sigma_e	.8454711	.2782776	3.04	0.002	.300057	1.390885
rho	1.10e-35	2.78e-18			0	1

```

9 left-censored observations
5 uncensored observations
0 right-censored observations

```

Lampiran 10. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 6

```

-> pasien = 6
Random-effects tobit regression      Number of obs   =      14
Group variable: pasien              Number of groups =       1

Random effects u_i ~ Gaussian              Obs per group:
                                          min =      14
                                          avg =     14.0
                                          max =      14

Integration method: mvaghermite          Integration pts. =      12

                                          Wald chi2(4)    =     83.69
Log likelihood = -15.412463              Prob > chi2     =     0.0000

```

gcs	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sistolik	-.0672277	.023919	-2.81	0.005	-.1141081	-.0203473
diastolik	.0800323	.0248798	3.22	0.001	.0312689	.1287958
suhu	-.5911154	.2603748	-2.27	0.023	-1.101441	-.0807901
nadi	.163185	.0391712	4.17	0.000	.0864109	.2399591
_cons	23.26077	10.66521	2.18	0.029	2.357342	44.1642
/sigma_u	0	.1944506	0.00	1.000	-.3811162	.3811162
/sigma_e	.7275676	.1374974	5.29	0.000	.4580778	.9970575
rho	0 (omitted)					
0 left-censored observations						
14 uncensored observations						
0 right-censored observations						

Lampiran 11. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 7

```

-> pasien = 7
Random-effects tobit regression      Number of obs   =      14
Group variable: pasien              Number of groups =       1

Random effects u_i ~ Gaussian              Obs per group:
                                          min =      14
                                          avg =     14.0
                                          max =      14

Integration method: mvaghermite          Integration pts. =      12

                                          Wald chi2(4)    =       8.21
Log likelihood = -24.335015              Prob > chi2     =     0.0842

```

gcs	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sistolik	-.2740559	.1159902	-2.36	0.018	-.5013924	-.0467193
diastolik	-.1744586	.2247916	-0.78	0.438	-.615042	.2661249
suhu	.1160433	1.27984	0.09	0.928	-2.392397	2.624484
nadi	-.4350719	.4869223	-0.89	0.372	-1.389422	.5192783
_cons	104.0332	67.02203	1.55	0.121	-27.3276	235.3939
/sigma_u	1.60e-17	.7337757	0.00	1.000	-1.438174	1.438174
/sigma_e	2.528711	.6427607	3.93	0.000	1.268923	3.788499
rho	4.00e-35	3.67e-18			0	1
5 left-censored observations						
9 uncensored observations						
0 right-censored observations						

Lampiran 12. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 8

```

-> pasien = 8
Random-effects tobit regression      Number of obs   =      14
Group variable: pasien              Number of groups =      1

Random effects u_i ~ Gaussian              Obs per group:
                                          min =      14
                                          avg  =     14.0
                                          max  =      14

Integration method: mvaghermite          Integration pts. =      12

Log likelihood = -23.126813              Wald chi2(4)    =     15.63
                                          Prob > chi2     =     0.0036

```

gcs	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
sistolik	-.0598296	.0677712	-0.88	0.377	-.1926587 .0729995
diastolik	-.175867	.0639021	-2.75	0.006	-.3011127 -.0506213
suhu	-.6295004	.8011556	-0.79	0.432	-2.199736 .9407356
nadi	-.0249899	.0533359	-0.47	0.639	-.1295264 .0795465
_cons	63.87131	29.72469	2.15	0.032	5.611984 122.1306
/sigma_u	1.17e-17	.449003	0.00	1.000	-.8800296 .8800296
/sigma_e	1.609838	.3609085	4.46	0.000	.9024703 2.317205
rho	5.31e-35	4.06e-18			0 1

3 left-censored observations
11 uncensored observations
0 right-censored observations

Lampiran 13. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 9

```

-> pasien = 9
Random-effects tobit regression      Number of obs   =      14
Group variable: pasien              Number of groups =      1

Random effects u_i ~ Gaussian              Obs per group:
                                          min =      14
                                          avg  =     14.0
                                          max  =      14

Integration method: mvaghermite          Integration pts. =      12

Log likelihood = -15.883822              Wald chi2(4)    =     17.01
                                          Prob > chi2     =     0.0019

```

gcs	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
sistolik	-.165971	.0468641	-3.54	0.000	-.2578231 -.074119
diastolik	-.4918299	.5407926	-0.91	0.363	-1.551764 .5681042
suhu	-.686037	.94353	-0.73	0.467	-2.535322 1.163248
nadi	-.9481864	.5148759	-1.84	0.066	-1.957325 .0609519
_cons	186.2225	75.37311	2.47	0.013	38.49394 333.9511
/sigma_u	2.35e-17	.7279532	0.00	1.000	-1.426762 1.426762
/sigma_e	2.13995	.6789514	3.15	0.002	.8092297 3.47067
rho	1.21e-34	7.48e-18			0 1

8 left-censored observations
6 uncensored observations
0 right-censored observations

Lampiran 14. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 10

```

-> pasien = 10
Random-effects tobit regression      Number of obs   =      14
Group variable: pasien              Number of groups =       1

Random effects u_i ~ Gaussian      Obs per group:
                                     min =          14
                                     avg =         14.0
                                     max =          14

Integration method: mvaghermite     Integration pts. =       12

Log likelihood = -18.728133          Wald chi2(4)    =       18.27
                                     Prob > chi2     =       0.0011

```

gcs	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sistolik	-.1138317	.0309978	-3.67	0.000	-.1745863	-.0530772
diastolik	-.2028567	.0583546	-3.48	0.001	-.3172296	-.0884838
suhu	.3936323	.259097	1.52	0.129	-.1141885	.9014531
nadi	-.0106183	.0256647	-0.41	0.679	-.0609203	.0396836
_cons	37.0451	9.69375	3.82	0.000	18.0457	56.0445
/sigma_u	1.06e-18	.2464137	0.00	1.000	-.482962	.482962
/sigma_e	.9219957	.1742408	5.29	0.000	.58049	1.263501
rho	1.33e-36	6.17e-19			0	1

0 left-censored observations
14 uncensored observations
0 right-censored observations

Lampiran 15. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 11

```

-> pasien = 11
Random-effects tobit regression      Number of obs   =      14
Group variable: pasien              Number of groups =       1

Random effects u_i ~ Gaussian      Obs per group:
                                     min =          14
                                     avg =         14.0
                                     max =          14

Integration method: mvaghermite     Integration pts. =       12

Log likelihood = -18.769687          Wald chi2(4)    =        8.46
                                     Prob > chi2     =       0.0762

```

gcs	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sistolik	-.0438005	.0450611	-0.97	0.331	-.1321187	.0445177
diastolik	-.2105304	.0765389	-2.75	0.006	-.3605439	-.060517
suhu	-.1748072	1.484574	-0.12	0.906	-3.084518	2.734903
nadi	-.0490772	.1997988	-0.25	0.806	-.4406757	.3425213
_cons	48.51305	44.67202	1.09	0.277	-39.0425	136.0686
/sigma_u	1.46e-17	.629305	0.00	1.000	-1.233415	1.233415
/sigma_e	2.048001	.6154612	3.33	0.001	.8417188	3.254282
rho	5.11e-35	4.39e-18			0	1

7 left-censored observations
7 uncensored observations
0 right-censored observations

Lampiran 16. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 12

```

-> pasien = 12
Random-effects tobit regression           Number of obs   =       14
Group variable: pasien                   Number of groups =        1

Random effects u_i ~ Gaussian            Obs per group:
                                         min =          14
                                         avg =         14.0
                                         max =          14

Integration method: mvaghermite          Integration pts. =        12

Log likelihood = -20.735463              Wald chi2(4)    =         3.65
                                         Prob > chi2     =         0.4550

```

gcs	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sistolik	-.0948146	.0576412	-1.64	0.100	-.2077892	.01816
diastolik	.1283652	.1074044	1.20	0.232	-.0821435	.3388738
suhu	-.3904169	.7291969	-0.54	0.592	-1.819617	1.038783
nadi	-.475173	.4975282	-0.96	0.340	-1.45031	.4999644
_cons	68.30855	54.32444	1.26	0.209	-38.1654	174.7825
/sigma_u	3.10e-17	.7811424	0.00	1.000	-1.531011	1.531011
/sigma_e	2.580763	.7713564	3.35	0.001	1.068933	4.092594
rho	1.44e-34	7.27e-18			0	1

```

7 left-censored observations
7 uncensored observations
0 right-censored observations

```

Lampiran 18. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 13

```

-> pasien = 13
Random-effects tobit regression           Number of obs   =       14
Group variable: pasien                   Number of groups =        1

Random effects u_i ~ Gaussian            Obs per group:
                                         min =          14
                                         avg =         14.0
                                         max =          14

Integration method: mvaghermite          Integration pts. =        12

Log likelihood = -18.565446              Wald chi2(4)    =        45.39
                                         Prob > chi2     =         0.0000

```

gcs	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sistolik	-.1430798	.0290481	-4.93	0.000	-.200013	-.0861466
diastolik	-.0960326	.1474726	-0.65	0.515	-.3850735	.1930083
suhu	-1.16147	.3645563	-3.19	0.001	-1.875987	-.446953
nadi	-.0396172	.1370863	-0.29	0.773	-.3083013	.229067
_cons	88.932	24.65884	3.61	0.000	40.60156	137.2624
/sigma_u	1.26e-18	.3953263	0.00	1.000	-.7748253	.7748253
/sigma_e	1.334575	.3072383	4.34	0.000	.7323993	1.936751
rho	8.92e-37	5.60e-19			0	1

```

4 left-censored observations
10 uncensored observations
0 right-censored observations

```

Lampiran 19. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 14

```

-> pasien = 14

Random-effects tobit regression      Number of obs   =      14
Group variable: pasien              Number of groups =       1

Random effects u_i ~ Gaussian              Obs per group:
                                         min =          14
                                         avg  =         14.0
                                         max  =          14

Integration method: mvaghermite        Integration pts. =       12

Log likelihood = -25.033344              Wald chi2(4)    =       18.67
                                         Prob > chi2     =       0.0009

```

gcs	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sistolik	-.029274	.0282514	-1.04	0.300	-.0846457	.0260977
diastolik	.09727	.0413979	2.35	0.019	.0161317	.1784084
suhu	.1312825	.4340366	0.30	0.762	-.7194136	.9819785
nadi	.2612088	.2615405	1.00	0.318	-.2514012	.7738188
_cons	-19.92942	26.34977	-0.76	0.449	-71.57402	31.71518
/sigma_u	1.32e-17	.3865975	0.00	1.000	-.7577171	.7577171
/sigma_e	1.446515	.2733657	5.29	0.000	.9107284	1.982302
rho	8.28e-35	4.86e-18			0	1

```

0 left-censored observations
14 uncensored observations
0 right-censored observations

```

Lampiran 20. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 15

```

-> pasien = 15

Random-effects tobit regression      Number of obs   =      14
Group variable: pasien              Number of groups =       1

Random effects u_i ~ Gaussian              Obs per group:
                                         min =          14
                                         avg  =         14.0
                                         max  =          14

Integration method: mvaghermite        Integration pts. =       12

Log likelihood = -19.594265              Wald chi2(4)    =       59.38
                                         Prob > chi2     =       0.0000

```

gcs	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sistolik	-.0429985	.0143841	-2.99	0.003	-.0711908	-.0148062
diastolik	-.156423	.0375058	-4.17	0.000	-.2299331	-.0829129
suhu	.7577421	.317257	2.39	0.017	.1359297	1.379554
nadi	-.1524628	.0655302	-2.33	0.020	-.2808996	-.024026
_cons	21.34722	11.74542	1.82	0.069	-1.673373	44.36781
/sigma_u	1.05e-17	.2778201	0.00	1.000	-.5445173	.5445173
/sigma_e	1.025516	.2197661	4.67	0.000	.5947828	1.45625
rho	1.04e-34	5.53e-18			0	1

```

2 left-censored observations
12 uncensored observations
0 right-censored observations

```

Lampiran 21. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 16

```

-> pasien = 16
Random-effects tobit regression      Number of obs   =      14
Group variable: pasien              Number of groups =       1

Random effects u_i ~ Gaussian      Obs per group:
                                     min =      14
                                     avg =     14.0
                                     max =      14

Integration method: mvaghermite     Integration pts. =      12

Log likelihood = -27.160779         Wald chi2(4)    =     10.11
                                     Prob > chi2     =     0.0387

```

gcs	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sistolik	-.0800279	.0368793	-2.17	0.030	-.15231	-.0077458
diastolik	.0089573	.2067206	0.04	0.965	-.3962076	.4141222
suhu	-.4004444	.5763752	-0.69	0.487	-1.530119	.7292303
nadi	.1110638	.1608419	0.69	0.490	-.2041805	.4263081
_cons	28.95319	26.03352	1.11	0.266	-22.07158	79.97796
/sigma_u	7.03e-20	.4500433	0.00	1.000	-.8820686	.8820686
/sigma_e	1.683908	.3182286	5.29	0.000	1.060191	2.307624
rho	1.74e-39	2.23e-20			0	1

0 left-censored observations
14 uncensored observations
0 right-censored observations

Lampiran 22. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 17

```

-> pasien = 17
Random-effects tobit regression      Number of obs   =      14
Group variable: pasien              Number of groups =       1

Random effects u_i ~ Gaussian      Obs per group:
                                     min =      14
                                     avg =     14.0
                                     max =      14

Integration method: mvaghermite     Integration pts. =      12

Log likelihood = -3.0987131         Wald chi2(4)    =     16.15
                                     Prob > chi2     =     0.0028

```

gcs	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sistolik	-.0893475	.035755	-2.50	0.012	-.1594261	-.0192689
diastolik	-.2415931	.0918025	-2.63	0.008	-.4215227	-.0616634
suhu	.03504	.7210695	0.05	0.961	-1.37823	1.44831
nadi	-.1136503	.1576444	-0.72	0.471	-.4226276	.1953269
_cons	51.85301	35.92356	1.44	0.149	-18.55588	122.2619
/sigma_u	1.41e-17	.2464271	0.00	1.000	-.4829882	.4829882
/sigma_e	.5023863	.2245029	2.24	0.025	.0623686	.9424039
rho	7.85e-34	2.75e-17			0	1

11 left-censored observations
3 uncensored observations
0 right-censored observations

Lampiran 23. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 18


```

-> pasien = 24

Random-effects tobit regression           Number of obs   =       14
Group variable: pasien                   Number of groups =        1

Random effects u_i ~ Gaussian              Obs per group:
                                           min =          14
                                           avg =         14.0
                                           max =          14

Integration method: mvaghermite           Integration pts. =        12

                                           Wald chi2(4)    =       37.09
Log likelihood = -9.0702039                Prob > chi2     =       0.0000

```

gcs	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sistolik	-.0184869	.0132999	-1.39	0.165	-.0445543	.0075805
diastolik	.0101368	.0319508	0.32	0.751	-.0524857	.0727592
suhu	.0491584	.1760537	0.28	0.780	-.2959005	.3942174
nadi	.0810635	.0662686	1.22	0.221	-.0488205	.2109475
_cons	7.429156	11.24332	0.66	0.509	-14.60735	29.46566
/sigma_u	1.32e-18	.1236135	0.00	1.000	-.242278	.242278
/sigma_e	.4625194	.0874079	5.29	0.000	.291203	.6338358
rho	8.16e-36	1.53e-18			0	1

```

0 left-censored observations
14 uncensored observations
0 right-censored observations

```

Lampiran 30. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 25

```

-> pasien = 25

Random-effects tobit regression           Number of obs   =       14
Group variable: pasien                   Number of groups =        1

Random effects u_i ~ Gaussian              Obs per group:
                                           min =          14
                                           avg =         14.0
                                           max =          14

Integration method: mvaghermite           Integration pts. =        12

                                           Wald chi2(4)    =       24.97
Log likelihood = -21.963547                Prob > chi2     =       0.0001

```

gcs	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sistolik	-.0499176	.060205	-0.83	0.407	-.1679173	.0680821
diastolik	-.4309114	.1357699	-3.17	0.002	-.6970154	-.1648074
suhu	.6045733	.455358	1.33	0.184	-.2879119	1.497059
nadi	-.077306	.0847655	-0.91	0.362	-.2434432	.0888313
_cons	44.65656	24.38683	1.83	0.067	-3.140753	92.45388
/sigma_u	2.13e-17	.3838118	0.00	1.000	-.7522572	.7522572
/sigma_e	1.39229	.3121868	4.46	0.000	.7804157	2.004165
rho	2.33e-34	8.42e-18			0	1

```

3 left-censored observations
11 uncensored observations
0 right-censored observations

```

Lampiran 31. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 26

```

-> pasien = 26

Random-effects tobit regression          Number of obs   =       14
Group variable: pasien                  Number of groups =        1

Random effects u_i ~ Gaussian           Obs per group:
                                         min =           14
                                         avg =          14.0
                                         max =           14

Integration method: mvaghermite         Integration pts. =        12

                                         Wald chi2(4)    =       28.70
Log likelihood = -13.160325              Prob > chi2     =       0.0000

```

gcs	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sistolik	-.1694721	.0364829	-4.65	0.000	-.2409773	-.0979669
diastolik	-.3925258	.1540378	-2.55	0.011	-.6944343	-.0906173
suhu	-.4316153	.8261167	-0.52	0.601	-2.050774	1.187544
nadi	-.4098338	.1697754	-2.41	0.016	-.7425875	-.0770802
_cons	123.3174	38.49312	3.20	0.001	47.87227	198.7625
/sigma_u	1.72e-17	.5348187	0.00	1.000	-1.048225	1.048225
/sigma_e	1.525227	.4759441	3.20	0.001	.5923941	2.458061
rho	1.27e-34	7.89e-18			0	1

8 left-censored observations
6 uncensored observations
0 right-censored observations

Lampiran 32. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 27

```

-> pasien = 27

Random-effects tobit regression          Number of obs   =       14
Group variable: pasien                  Number of groups =        1

Random effects u_i ~ Gaussian           Obs per group:
                                         min =           14
                                         avg =          14.0
                                         max =           14

Integration method: mvaghermite         Integration pts. =        12

                                         Wald chi2(4)    =       279.65
Log likelihood = -2.8397594              Prob > chi2     =       0.0000

```

gcs	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sistolik	-.2144909	.0179419	-11.95	0.000	-.2496564	-.1793254
diastolik	-.2676155	.0680569	-3.93	0.000	-.4010045	-.1342264
suhu	1.012473	.1997391	5.07	0.000	.6209912	1.403954
nadi	.0199877	.021378	0.93	0.350	-.0219125	.0618879
_cons	28.68983	10.8103	2.65	0.008	7.502033	49.87763
/sigma_u	2.46e-18	.1248427	0.00	1.000	-.2446873	.2446873
/sigma_e	.3411783	.0914726	3.73	0.000	.1618952	.5204614
rho	5.21e-35	5.28e-18			0	1

7 left-censored observations
7 uncensored observations
0 right-censored observations

Lampiran 33. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 28

```

-> pasien = 28

Random-effects tobit regression      Number of obs   =      14
Group variable: pasien              Number of groups =      1

Random effects u_i ~ Gaussian              Obs per group:
                                          min =      14
                                          avg =     14.0
                                          max =      14

Integration method: mvaghermite          Integration pts. =      12

                                          Wald chi2(4)    =     13.01
Log likelihood = -13.586757              Prob > chi2     =     0.0112

```

gcs	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sistolik	-.242339	.0913947	-2.65	0.008	-.4214694	-.0632086
diastolik	-.8666999	.4770241	-1.82	0.069	-1.80165	.0682502
suhu	.2965979	.9568843	0.31	0.757	-1.578861	2.172057
nadi	.2933836	.2553942	1.15	0.251	-.2071799	.7939471
_cons	86.19728	39.98667	2.16	0.031	7.824846	164.5697
/sigma_u	1.61e-18	.6127488	0.00	1.000	-1.200966	1.200966
/sigma_e	1.695873	.5188151	3.27	0.001	.6790138	2.712731
rho	8.96e-37	6.84e-19			0	1

```

      8 left-censored observations
      6 uncensored observations
      0 right-censored observations

```

Lampiran 34. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 29

```

-> pasien = 29

Random-effects tobit regression      Number of obs   =      14
Group variable: pasien              Number of groups =      1

Random effects u_i ~ Gaussian              Obs per group:
                                          min =      14
                                          avg =     14.0
                                          max =      14

Integration method: mvaghermite          Integration pts. =      12

                                          Wald chi2(4)    =     23.42
Log likelihood = -21.060812              Prob > chi2     =     0.0001

```

gcs	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sistolik	-.1476297	.0347034	-4.25	0.000	-.2156471	-.0796124
diastolik	-.2211378	.278092	-0.80	0.426	-.7661881	.3239124
suhu	-1.392934	1.063056	-1.31	0.190	-3.476486	.6906176
nadi	.1779099	.255995	0.69	0.487	-.3238311	.679651
_cons	89.09592	62.21893	1.43	0.152	-32.85094	211.0428
/sigma_u	3.28e-17	.5209629	0.00	1.000	-1.021068	1.021068
/sigma_e	1.745801	.4002369	4.36	0.000	.9613512	2.530251
rho	3.52e-34	1.12e-17			0	1

```

      4 left-censored observations
     10 uncensored observations
      0 right-censored observations

```

Lampiran 35. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 30

```

-> pasien = 30

Random-effects tobit regression      Number of obs   =      14
Group variable: pasien              Number of groups =       1

Random effects u_i ~ Gaussian              Obs per group:
                                         min =          14
                                         avg =         14.0
                                         max =          14

Integration method: mvaghermite          Integration pts. =       12

                                         Wald chi2(4)    =       12.16
Log likelihood = -26.589545              Prob > chi2     =       0.0162

```

gcs	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sistolik	-.0401586	.0385839	-1.04	0.298	-.1157816	.0354644
diastolik	-.1886992	.2138867	-0.88	0.378	-.6079094	.2305111
suhu	-.3893531	.9237159	-0.42	0.673	-2.199803	1.421097
nadi	-.0137631	.3471952	-0.04	0.968	-.6942531	.6667269
_cons	50.68246	28.18784	1.80	0.072	-4.564688	105.9296
/sigma_u	1.55e-17	.43205	0.00	1.000	-.8468024	.8468024
/sigma_e	1.616583	.3055055	5.29	0.000	1.017803	2.215363
rho	9.16e-35	5.11e-18			0	1

```

0 left-censored observations
14 uncensored observations
0 right-censored observations

```

Lampiran 36. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 31

```

-> pasien = 31

Random-effects tobit regression      Number of obs   =      14
Group variable: pasien              Number of groups =       1

Random effects u_i ~ Gaussian              Obs per group:
                                         min =          14
                                         avg =         14.0
                                         max =          14

Integration method: mvaghermite          Integration pts. =       12

                                         Wald chi2(4)    =       32.03
Log likelihood = -19.914511              Prob > chi2     =       0.0000

```

gcs	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sistolik	-.1550619	.033716	-4.60	0.000	-.2211441	-.0889798
diastolik	.1808237	.1532473	1.18	0.238	-.1195354	.4811828
suhu	-.0827502	.789759	-0.10	0.917	-1.630649	1.465149
nadi	-.3026542	.1574753	-1.92	0.055	-.6113001	.0059918
_cons	48.59301	40.47215	1.20	0.230	-30.73095	127.917
/sigma_u	1.55e-17	.4605651	0.00	1.000	-.9026909	.9026909
/sigma_e	1.549615	.3545239	4.37	0.000	.8547608	2.244469
rho	1.00e-34	5.95e-18			0	1

```

4 left-censored observations
10 uncensored observations
0 right-censored observations

```

Lampiran 37. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 32

```

-> pasien = 32
Random-effects tobit regression      Number of obs   =      14
Group variable: pasien              Number of groups =       1

Random effects u_i ~ Gaussian              Obs per group:
                                          min =      14
                                          avg =     14.0
                                          max =      14

Integration method: mvaghermite          Integration pts. =      12

Log likelihood = -17.734292              Wald chi2(4)    =     79.79
                                          Prob > chi2     =     0.0000

```

gcs	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sistolik	-.0771537	.0164107	-4.70	0.000	-.1093181	-.0449893
diastolik	.1344802	.0867107	1.55	0.121	-.0354697	.3044301
suhu	.4453546	.5202057	0.86	0.392	-.5742298	1.464939
nadi	-.2389406	.1494016	-1.60	0.110	-.5317622	.0538811
_cons	15.62187	31.13791	0.50	0.616	-45.40732	76.65106
/sigma_u	5.52e-18	.2808958	0.00	1.000	-.5505457	.5505457
/sigma_e	1.00681	.2242046	4.49	0.000	.567377	1.446243
rho	3.00e-35	3.06e-18			0	1

3 left-censored observations
11 uncensored observations
0 right-censored observations

Lampiran 38. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 33

```

-> pasien = 33
Random-effects tobit regression      Number of obs   =      14
Group variable: pasien              Number of groups =       1

Random effects u_i ~ Gaussian              Obs per group:
                                          min =      14
                                          avg =     14.0
                                          max =      14

Integration method: mvaghermite          Integration pts. =      12

Log likelihood = -7.729341              Wald chi2(4)    =     84.25
                                          Prob > chi2     =     0.0000

```

gcs	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sistolik	-.1742646	.0483514	-3.60	0.000	-.2690317	-.0794976
diastolik	-.3204728	.1034904	-3.10	0.002	-.5233102	-.1176355
suhu	3.070565	.7952874	3.86	0.000	1.51183	4.629299
nadi	-.2637549	.1228755	-2.15	0.032	-.5045865	-.0229233
_cons	-18.81773	30.11775	-0.62	0.532	-77.84743	40.21198
/sigma_u	1.06e-17	.2324056	0.00	1.000	-.4555067	.4555067
/sigma_e	.6479494	.1756765	3.69	0.000	.3036298	.992269
rho	2.65e-34	1.17e-17			0	1

7 left-censored observations
7 uncensored observations
0 right-censored observations

Lampiran 39. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 34

```

-> pasien = 34
Random-effects tobit regression      Number of obs   =      14
Group variable: pasien              Number of groups =       1

Random effects u_i ~ Gaussian              Obs per group:
                                          min =      14
                                          avg =     14.0
                                          max =      14

Integration method: mvaghermite          Integration pts. =      12

Log likelihood = -13.660758              Wald chi2(4)    =     20.56
                                          Prob > chi2     =     0.0004

```

gcs	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sistolik	-.2856504	.0744241	-3.84	0.000	-.431519	-.1397818
diastolik	.0059347	.2142426	0.03	0.978	-.4139732	.4258425
suhu	2.561357	.9949318	2.57	0.010	.6113264	4.511387
nadi	-.2928429	.1900875	-1.54	0.123	-.6654076	.0797218
_cons	-11.90664	30.48311	-0.39	0.696	-71.65244	47.83917
/sigma_u	5.56e-19	.5494952	0.00	1.000	-1.076991	1.076991
/sigma_e	1.588941	.4974319	3.19	0.001	.6139927	2.56389
rho	1.22e-37	2.42e-19			0	1

8 left-censored observations
6 uncensored observations
0 right-censored observations

Lampiran 40. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 35

```

-> pasien = 35
Random-effects tobit regression      Number of obs   =      14
Group variable: pasien              Number of groups =       1

Random effects u_i ~ Gaussian              Obs per group:
                                          min =      14
                                          avg =     14.0
                                          max =      14

Integration method: mvaghermite          Integration pts. =      12

Log likelihood = -15.695887              Wald chi2(4)    =     81.60
                                          Prob > chi2     =     0.0000

```

gcs	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sistolik	-.1053323	.0183509	-5.74	0.000	-.1412993	-.0693653
diastolik	.3846434	.0862667	4.46	0.000	.2155638	.5537231
suhu	.8749245	.332868	2.63	0.009	.2225153	1.527334
nadi	-.0554378	.0757521	-0.73	0.464	-.2039092	.0930335
_cons	-33.00991	16.37276	-2.02	0.044	-65.09994	-.9198942
/sigma_u	6.25e-18	.3016945	0.00	1.000	-.5913104	.5913104
/sigma_e	1.019714	.2316204	4.40	0.000	.5657461	1.473681
rho	3.75e-35	3.63e-18			0	1

4 left-censored observations
10 uncensored observations
0 right-censored observations

Lampiran 41. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 36

```

-> pasien = 36

Random-effects tobit regression      Number of obs   =      14
Group variable: pasien              Number of groups =       1

Random effects u_i ~ Gaussian      Obs per group:
                                     min =          14
                                     avg =         14.0
                                     max =          14

Integration method: mvaghermite     Integration pts. =      12

Log likelihood = -21.196347          Wald chi2(4)    =      22.86
                                     Prob > chi2     =       0.0001

```

gcs	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sistolik	-.2126818	.0608609	-3.49	0.000	-.331967	-.0933966
diastolik	-.1042589	.3256796	-0.32	0.749	-.7425792	.5340614
suhu	-2.289839	2.459013	-0.93	0.352	-7.109415	2.529738
nadi	.2346456	.1430825	1.64	0.101	-.0457911	.5150822
_cons	115.8595	87.75825	1.32	0.187	-56.14355	287.8625
/sigma_u	8.58e-18	.509422	0.00	1.000	-.9984487	.9984487
/sigma_e	1.713493	.3963243	4.32	0.000	.9367116	2.490274
rho	2.51e-35	2.98e-18			0	1

```

4 left-censored observations
10 uncensored observations
0 right-censored observations

```

Lampiran 42. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 37

```

-> pasien = 37

Random-effects tobit regression      Number of obs   =      14
Group variable: pasien              Number of groups =       1

Random effects u_i ~ Gaussian      Obs per group:
                                     min =          14
                                     avg =         14.0
                                     max =          14

Integration method: mvaghermite     Integration pts. =      12

Log likelihood = -25.779829          Wald chi2(4)    =      15.25
                                     Prob > chi2     =       0.0042

```

gcs	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sistolik	.016302	.0201312	0.81	0.418	-.0231544	.0557583
diastolik	-.385355	.1695443	-2.27	0.023	-.7176558	-.0530543
suhu	.1748257	.4780945	0.37	0.715	-.7622224	1.111874
nadi	.3997838	.2157575	1.85	0.064	-.0230932	.8226607
_cons	2.026129	35.44748	0.06	0.954	-67.44965	71.50191
/sigma_u	3.66e-17	.5237082	0.00	1.000	-1.026449	1.026449
/sigma_e	1.909498	.4328887	4.41	0.000	1.061052	2.757945
rho	3.67e-34	1.05e-17			0	1

```

3 left-censored observations
11 uncensored observations
0 right-censored observations

```

Lampiran 43. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 38

```

-> pasien = 38

Random-effects tobit regression           Number of obs   =       14
Group variable: pasien                   Number of groups =        1

Random effects u_i ~ Gaussian              Obs per group:
                                           min =          14
                                           avg =          14.0
                                           max =          14

Integration method: mvaghermite           Integration pts. =        12

                                           Wald chi2(4)    =       34.66
Log likelihood = -17.050555                Prob > chi2     =       0.0000

```

gcs	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sistolik	-.1461155	.0366873	-3.98	0.000	-.2180213	-.0742098
diastolik	-.6989775	.282933	-2.47	0.013	-1.253516	-.144439
suhu	-1.136859	.8914151	-1.28	0.202	-2.884001	.6102821
nadi	-.1672994	.1254003	-1.33	0.182	-.4130794	.0784807
_cons	150.6388	54.54152	2.76	0.006	43.73939	257.5382
/sigma_u	1.95e-17	.3859219	0.00	1.000	-.7563931	.7563931
/sigma_e	1.257387	.2808987	4.48	0.000	.7068352	1.807938
rho	2.40e-34	9.51e-18			0	1

```

4 left-censored observations
10 uncensored observations
0 right-censored observations

```

Lampiran 44. Output Regresi Longitudinal Tobit Pasien 39

```

-> pasien = 39

Random-effects tobit regression           Number of obs   =       14
Group variable: pasien                   Number of groups =        1

Random effects u_i ~ Gaussian              Obs per group:
                                           min =          14
                                           avg =          14.0
                                           max =          14

Integration method: mvaghermite           Integration pts. =        12

                                           Wald chi2(4)    =       13.33
Log likelihood = -26.283211                Prob > chi2     =       0.0098

```

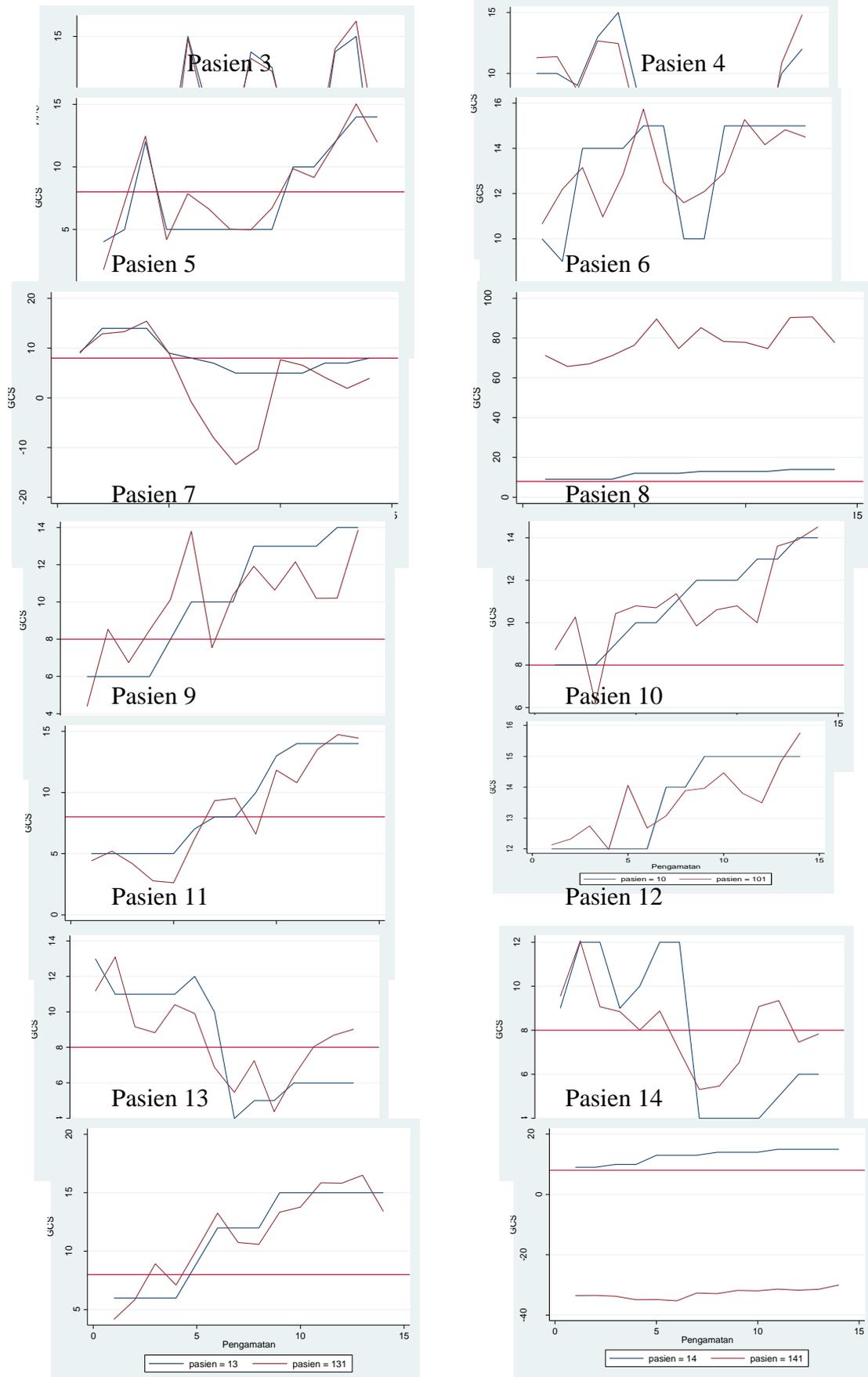
gcs	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
sistolik	-.0563723	.0361867	-1.56	0.119	-.127297	.0145524
diastolik	-.3290395	.500151	-0.66	0.511	-1.309318	.6512384
suhu	-1.165079	.6914518	-1.68	0.092	-2.5203	.1901412
nadi	-.047046	.0990338	-0.48	0.635	-.2411487	.1470567
_cons	97.45255	58.12818	1.68	0.094	-16.47659	211.3817
/sigma_u	7.74e-18	.422699	0.00	1.000	-.8284748	.8284748
/sigma_e	1.581595	.2988933	5.29	0.000	.9957746	2.167415
rho	2.40e-35	2.62e-18			0	1

```

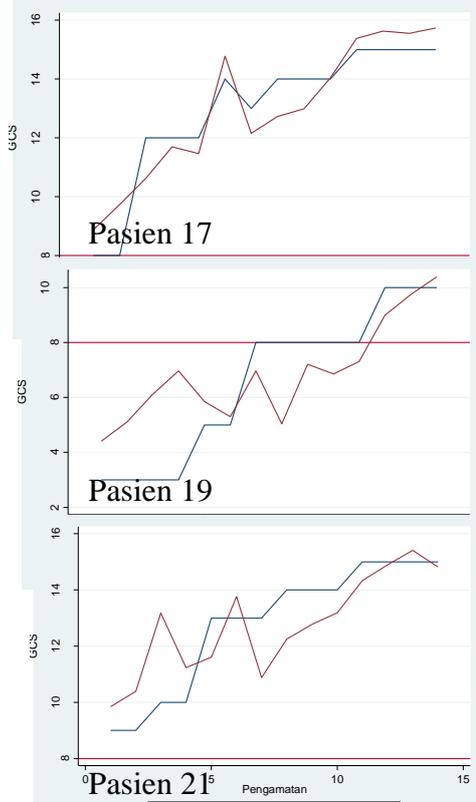
0 left-censored observations
14 uncensored observations
0 right-censored observations

```

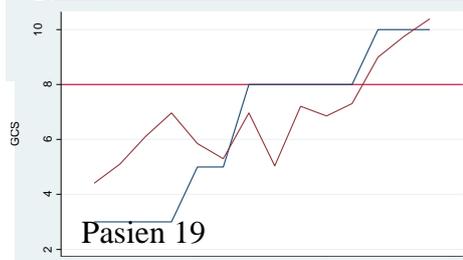
Lampiran 45. Line Plot antara Ekspektasi Variabel GCS dengan Pengamatan Pasien



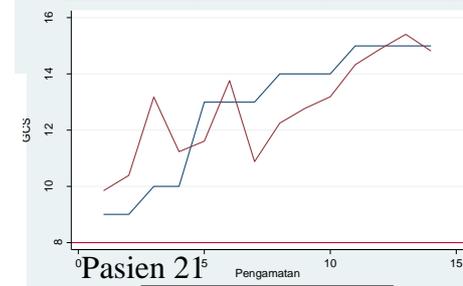
Pasien 15



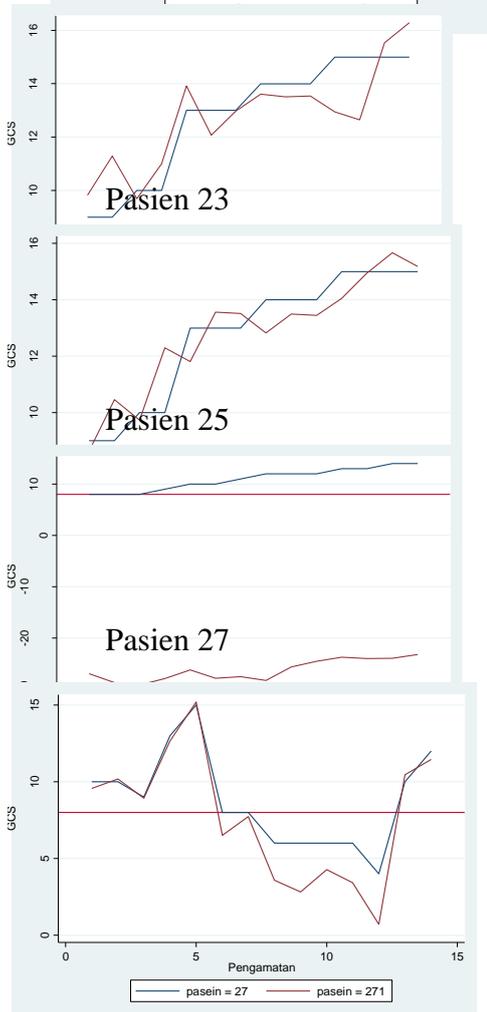
Pasien 17



Pasien 19



Pasien 21



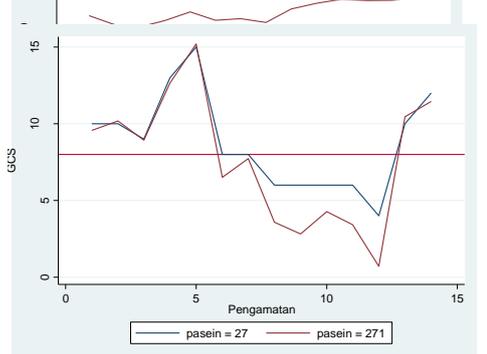
Pasien 23



Pasien 25

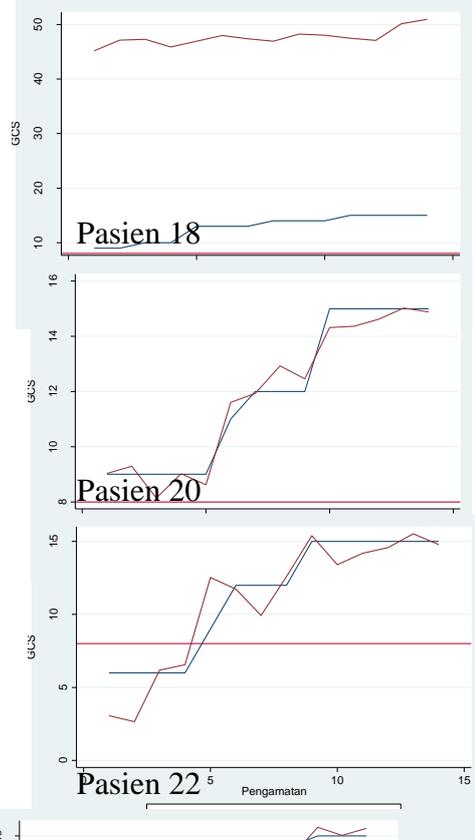


Pasien 27

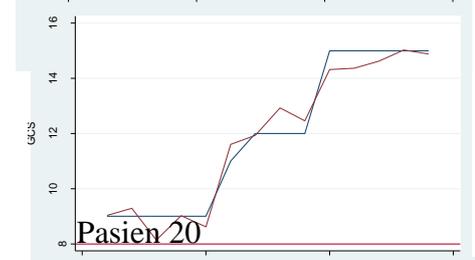


Pasien 27

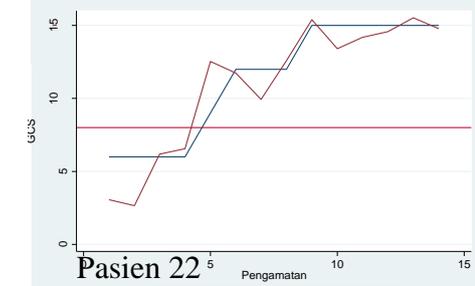
Pasien 16



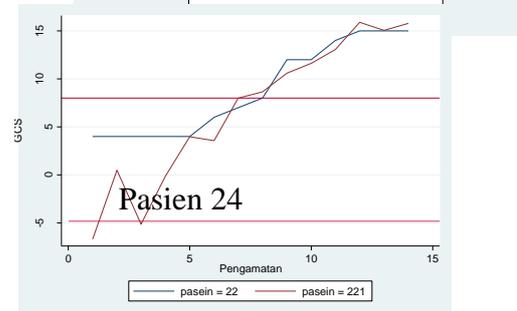
Pasien 18



Pasien 20



Pasien 22



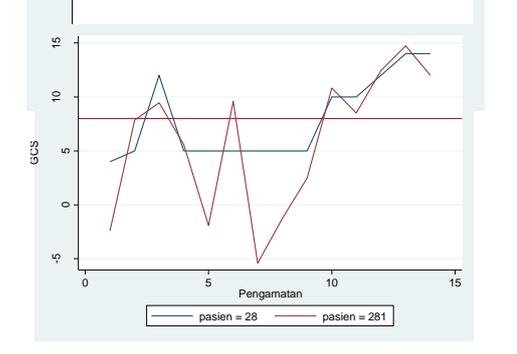
Pasien 24



Pasien 26

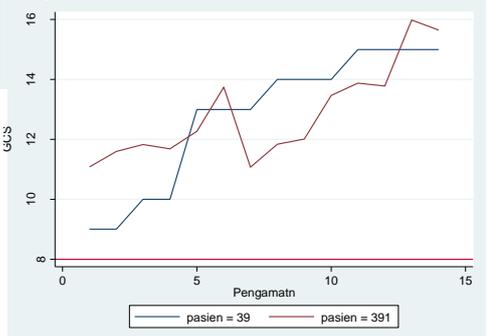
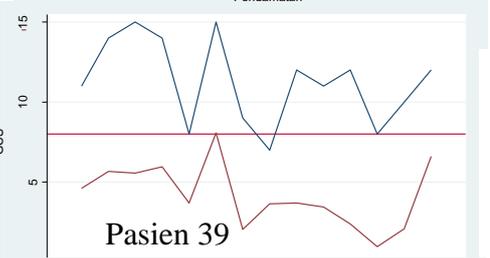
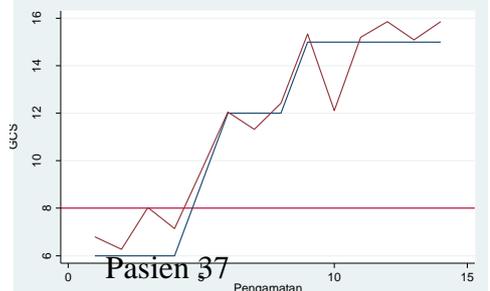
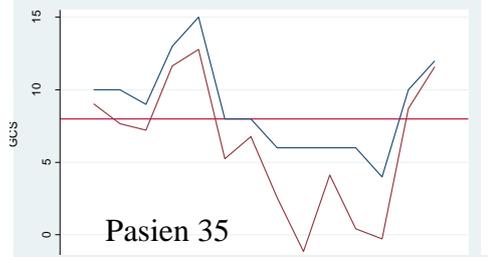
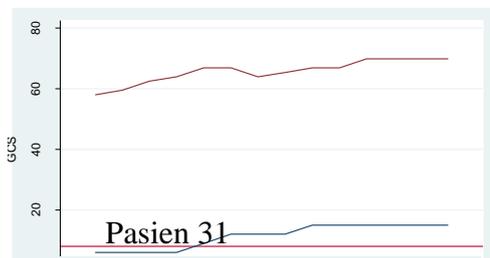


Pasien 28

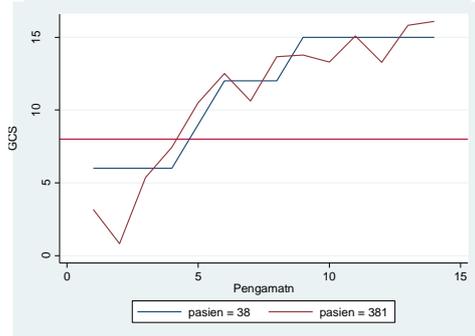
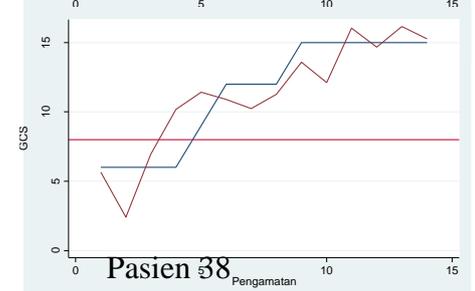
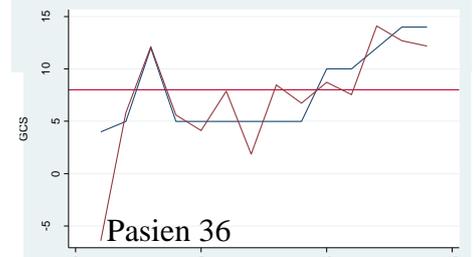
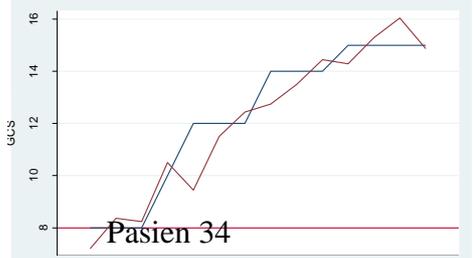
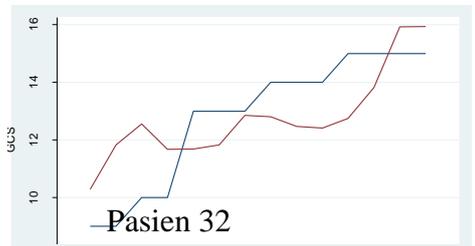


Pasien 28

Pasien 29



Pasien 30



Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR PUSTAKA

- Collin et al. (1988), *Barthel Index of Activities of Daily Living*
- Dagne, G.A., Huang, Y. (2011), *Mixed-Effects Tobit Joint Models for Longitudinal data with skewness, detection limits, and measurement errors*, University of South Florida
- Edwards, L.J. (2000), *Modern Statistical Techniques for the Analysis of Longitudinal Data in Biomedical Reserch*
- Frees, E.W. dan Rosenberg M. (2009), *Session 1a: An Introduction to Two-Part Models and Longitudinal Models for Use in Modeling Health Care Utilization*
- Hesketh, S.R.,Skrondal, A. (2001), *GLLM Manual*, The Berkeley Electronic Prees
- Kusfiva, E., (2000), *Analisis Regresi Linier Berganda Dengan Metode OLS, Probit dan Tobit Pada Pengeluaran Rumah Tangga Untuk Konsumsi Buah – Buah*. Skripsi Jurusan Statistika FMIPA ITS Surabaya
- Molenberghs, G., Verbeke. G. (2014), *Longitudinal and incomplete data*, Universitas Hasselt, Belgium
- Nurdini, A. (2008), *Cross-Sectional VS Longitudinal:Pilihan Rancangan Waktu dalam Penelitian Perumahan Permukiman*, Institut Teknologi Bandung
- Misbach, C. (2000), *Penyebab Stroke*, Departemen Kesehatan Republik Indonesia/Depkes RI, 2000)
- Mustari, Surya, A (2012), *Spatial Tobit Regression Analysis: Case Study of Internet Usage in Java Island*, Institut Teknologi Sepuluh Nopember
- Setyopranoto, I. (2011), *Stroke: Gejala dan Penatalaksanaan*, Fakultas Kedokteran Universitas Gajah Mada
- StataCorp L.P. (2013), *Stata User's Guide Release 13*, College Station, Texas
- Surya, A. (2012). Thesis: *Analisis Regresi Tobit Spasial, Studi Kasus Penggunaan Internet di Jawa*. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Tobin, J. (1958), *Estimation of Relationships for Limited Dependents Variable, Econometrica*.

- Twisk JWR. (2004), *Longitudinal Data Analysis. A Comparison between generalized estimating equations and random coefficient analysis*. Eur J Epidemiol
- Twisk, J. dan Rijmen, F. (2008), *Longitudinal tobit regression : A new approach to analyze outcome variables with floor or ceiling effects*, VU Medical Centre, Amsterdam, The Netherlands
- Verbeke, G. dan Molenberghs, G. (1999), *Linear Mixed Models for Longitudinal Data*, Biostatistical Centre Katholieke Universiteit Leuven Kapucijnenvoer and Biostatistics Center for Statistics Limburgs Universitair Centrum Universitaire Campus, Belgium
- Wang, W. dan Griswold, M. (2015), *Natural interpretations in tobit regression models using marginal estimation methods*, University of Mississippi Medical Center USA
- Wang, J., Zhang, Z., McArdle, J.J., dan Salthouse, T.A. (2008), *Investigating Ceiling Effects in Longitudinal Data Analysis*, University of Notre Dame
- Yusti, D. (2012). Thesis: *Model Tobit Spasial pada Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Tingkat Pengangguran Terbuka Perempuan*. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Zain I., & Suhartono., 1997. *Model Regresi Tobit dan Aplikasinya*. Laporan Penelitian LPPM ITS, Surabaya

BIODATA PENULIS



Penulis bernama Evy Annisa Kartika S, yang akrab dipanggil Evy, lahir di Trenggalek 1 Oktober 1985 merupakan anak pertama dari dua bersaudara pasangan Dwi Kartika dan Siti Suminarsih. Penulis menaruh perhatian pada dunia pendidikan. Penulis sangat suka travelling, terutama yang berbau alam. Tempat favorit penulis adalah laut. Penulis telah menyelesaikan pendidikan Magister di departemen Statistika ITS pada tahun 2018. Segala kritik dan saran yang membangun dapat dikirimkan melalui email : evy.sakti@yahoo.com

Penulis