

ANALISIS JALUR DENGAN VARIABEL ENDOGEN KATEGORIK

Skripsi

Oleh:

RAMADIAN WISNU PRASETYO

0510950045 - 95



**PROGRAM STUDI STATISTIKA
JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS BRAWIJAYA**

MALANG

2010

ANALISIS JALUR DENGAN VARIABEL ENDOGEN KATEGORIK

SKRIPSI

Sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar
Sarjana Sains dalam bidang Statistika

Oleh:

RAMADIAN WISNU PRASETYO

0510950045 - 95



**PROGRAM STUDI STATISTIKA
JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS BRAWIJAYA**

MALANG

2010

LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI
ANALISIS JALUR DENGAN VARIABEL ENDOGEN KATEGORIK

Oleh :
RAMADIAN WISNU PRASETYO
0510950045-95

Setelah dipertahankan di depan Majelis Penguji
pada tanggal 3 Agustus 2010
dan dinyatakan memenuhi syarat untuk memperoleh gelar
Sarjana Sains dalam bidang Statistika

Pembimbing I

Pembimbing II

Dr. Ir. Solimun, MS
NIP. 19611215 198703 1 002

Adji Achmad R.F, S.Si., MSc.
NIP. 19810908 200501 1 002

Mengetahui,
Ketua Jurusan Matematika
Fakultas MIPA Universitas Brawijaya

Dr. Agus Suryanto, MSc.
NIP. 19690807 199412 1 001

LEMBAR PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Ramadian Wisnu Prasetyo
NIM : 0510950045-95
Jurusan : Matematika
Penulisan skripsi berjudul : Analisis Jalur Dengan Variabel
Endogen Kategorik

Dengan ini menyatakan bahwa :

1. Isi dari skripsi yang saya buat adalah benar-benar karya sendiri dan tidak menjiplak karya orang lain, selain nama-nama yang termaktub di isi dan tertulis di daftar pustaka dalam skripsi ini.
2. Apabila di kemudian hari ternyata skripsi yang saya tulis terbukti hasil jiplakan, maka saya akan bersedia menanggung segala risiko.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan segala kesadaran.

Malang, Agustus 2010
Yang menyatakan,

Ramadian Wisnu Prasetyo
NIM. 0510950045-95

ANALISIS JALUR DENGAN VARIABEL ENDOGEN KATEGORIK

ABSTRAK

Analisis regresi merupakan salah satu teknik dalam statistika yang digunakan untuk mengetahui hubungan antara sejumlah variabel eksogen dengan variabel endogen. Pada kasus tertentu terdapat suatu masalah yang memerlukan lebih dari satu model persamaan, yang membentuk Sistem Persamaan Simultan (SPS) di mana pada beberapa variabel endogen di dalam Sistem Persamaan Simultan tersebut terdapat hubungan rekursif. Untuk menyelesaikannya digunakan analisis jalur. Analisis jalur mempunyai asumsi bahwa variabel endogen yang digunakan minimal berskala interval. Akan tetapi seringkali dijumpai penelitian di mana data berskala nominal dan ordinal. Eshima *et al.* (2001) menyelesaikan masalah tersebut dengan Analisis Jalur di mana efek langsung dan tidak langsungnya didapatkan dari *odds ratio* regresi logistik. Dengan demikian interpretasi mengenai efek langsung dan efek tidak langsung akan berbeda dari analisis jalur pada umumnya. Pada penelitian Eshima *et al* juga belum disertakan mengenai uji kesesuaian model. Oleh karena itu pada penelitian ini, akan dibahas mengenai efek langsung dan efek tidak langsung beserta interpretasinya dan juga mengenai kesesuaian model. Hasil yang diperoleh dari penelitian ini adalah interpretasi mengenai efek langsung dan tidak langsung dari analisis jalur variabel endogen kategorik dan uji kesesuaian model, di mana di antara ketiga uji kesesuaian model mempunyai hasil yang inkonsisten.

Kata kunci: analisis jalur, variabel endogen kategorik, efek langsung, efek tidak langsung, *odds ratio*

PATH ANALYSIS WITH CATEGORICAL ENDOGENOUS VARIABLES

ABSTRACT

Regression analysis is one of the statistical techniques that can be used to determine the relationship between some of exogenous variables to endogenous variables. In the certain case there is a problem that requires more than one model equations, which form Simultaneous Equation System (SPS), on some models endogenous variables are recursively related. To solve this case, is used Path Analysis. Path Analysis have assumption that endogenous variable at least in interval scale. However, there are many research with nominal and ordinal scale. Eshima *et al.* (2001), resolve the problem by path analysis of direct and indirect effects derived from logistic regression odds ratio. Thus the interpretation of the effects of direct and indirect effects will be different from the general path analysis. In the Eshima's research did not obtain about measure of fit. Therefore in this study, we discuss about the effect of direct and indirect effects and their interpretation and measure of fit. Results obtained from this study is the interpretation of direct and indirect effects of the categorical endogenous variable path analysis and measure of fit test which have inconsistence results between three measure of fit.

Keywords: path analysis, categorical endogenous variable, direct effects, indirect effects, odds ratio

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT atas limpahan rahmat dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul “Analisis Jalur dengan Variabel Endogen Kategorik”.

Salah satu asumsi pada analisis jalur adalah variabel endogen minimal berskala interval. Oleh karena itu pada penelitian ini diterapkan analisis jalur di mana variabel endogen berskala nominal dan ordinal.

Dalam penyusunan skripsi ini, banyak pihak yang telah memberikan bantuan kepada penulis. Oleh karena itu, pada kesempatan kali ini penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Bapak Dr. Ir. Solimun, MS., selaku Dosen Pembimbing I dan Bapak Adji Achmad R.F, SSI., MSc., selaku Dosen Pembimbing II yang telah memberikan pengarahan dan masukan dengan sabar kepada penulis selama penyusunan skripsi ini.
2. Ibu Ir. Heni Kusdarwati, MS., Ibu Dr. Ir. Ni Wayan Surya W, MS., dan Ibu Dra. Ani Budi Astuti, MSi. atas arahan & nasehat yang telah diberikan kepada penulis selama penyusunan skripsi.
3. Dr. Agus Suryanto, MSc., selaku Ketua Jurusan Matematika Universitas Brawijaya.
4. Bapak dan Ibu Dosen Statistika atas didikan selama kuliah hingga penulis bisa menyelesaikan kuliah.
5. Bapak, Ibu, kakak dan keluarga besar di Blitar yang senantiasa mendoakan dan membantu penulis mencapai yang terbaik.
6. Teman-teman Program Studi Statistika 2005 & 2006 yang telah memberikan dukungan, semangat dan bantuan.
7. Semua pihak yang telah banyak membantu dan memberikan dorongan selama penulisan skripsi ini.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari kesempurnaan. Oleh karena itu, penulis mengharapkan kritik dan saran yang membangun demi kesempurnaan skripsi ini. Penulis berharap semoga skripsi ini dapat bermanfaat bagi banyak pihak.

Malang, Agustus 2010

Penulis

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL	i
HALAMAN PENGESAHAN	ii
HALAMAN PERNYATAAN	iii
ABSTRAK	iv
ABSTRACT	v
KATA PENGANTAR	vi
DAFTAR ISI	vii
DAFTAR GAMBAR	x
DAFTAR TABEL	xi
DAFTAR LAMPIRAN	xii
BAB I PENDAHULUAN	
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Rumusan Masalah	2
1.3. Batasan Masalah	2
1.4. Tujuan Penelitian	3
1.5. Manfaat Penelitian	3
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	
2.1. Analisis Regresi	5
2.2. Regresi Logistik	5
2.2.1. Regresi Logistik Biner	6
2.2.1.1. Model Regresi Logistik Biner	6
2.2.1.2. Odds Ratio Regresi Logistik Biner	7
2.2.1.3. Pendugaan Parameter Regresi Logistik Biner	7
2.2.2. Regresi Logistik Multinomial	9
2.2.2.1. Model Regresi Logistik Multinomial ...	9
2.2.2.2. Odds Ratio Regresi Logistik Multinomial	10
2.2.2.3. Pendugaan Parameter Regresi Logistik Multinomial	10
2.2.3. Regresi Logistik Ordinal	11
2.2.3.1. Model Regresi Logistik Ordinal	11

2.2.3.2. Odds Ratio Regresi Logistik Ordinal ...	12
2.2.3.3. Pendugaan Parameter Regresi Logistik Ordinal	13
2.2.4. Metode <i>Newton-Raphson</i>	14
2.2.5. Komponen <i>Error</i>	15
2.2.6. Uji Kesesuaian Model	15
2.2.6.1. Pearson, Deviance & Hosmer-Lemeshow	15
2.2.6.2. Koefisien Determinasi (R^2)	17
2.2.6.3. Persen Ketepatan Klasifikasi	17
2.3. Analisis Jalur	18
2.3.1. Asumsi Analisis Jalur	19
2.3.2. Diagram Jalur	20
2.3.3. Uji Validitas Model	22
2.4. Analisis Jalur dengan Variabel Endogen Kategorik ..	22
2.4.1. Diagram Jalur	22
2.4.2. Pendugaan Parameter Regresi Logistik	23
2.4.3. Efek Langsung dan tidak Langsung dalam analisis Jalur dengan Variabel Endogen Kategorik	23
2.4.4. Uji Validitas Model Analisis Jalur	29

BAB III METODE PENELITIAN

3.1. Sumber Data	31
3.2. Metode Analisis	33

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Analisis Jalur Data 1	37
A. Diagram Jalur	37
B. Pendugaan Parameter Regresi Logistik	37
C. Efek Langsung, Tidak Langsung dan Interpretasi...	38
D. Uji Kesesuaian Model	39
4.2. Analisis Jalur Data 2	40
A. Diagram Jalur	40
B. Pendugaan Parameter Regresi Logistik	40
C. Efek Langsung, Tidak Langsung dan Interpretasi...	41
D. Uji Kesesuaian Model	42
4.3. Analisis Jalur Data 3	42
A. Diagram Jalur	42

B. Pendugaan Parameter Regresi Logistik	43
C. Efek Langsung, Tidak Langsung dan Interpretasi...	43
D. Uji Kesesuaian Model	45
4.4. Analisis Jalur Data 4	45
A. Diagram Jalur	45
B. Pendugaan Parameter Regresi Logistik	46
C. Efek Langsung, Tidak Langsung dan Interpretasi...	46
D. Uji Kesesuaian Model	48
4.5. Analisis Jalur Data 5	48
A. Diagram Jalur	48
B. Pendugaan Parameter Regresi Logistik	49
C. Efek Langsung, Tidak Langsung dan Interpretasi...	49
D. Uji Kesesuaian Model	50
4.6. Pembahasan	50
BAB IV KESIMPULAN DAN SARAN	
5.1. Kesimpulan	53
5.2. Saran	53
DAFTAR PUSTAKA	55
LAMPIRAN	59



DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 2.1. Diagram Jalur Hubungan Kausal X_1, X_2, X_3, Y_1 dan Y_2	20
Gambar 2.2. Sub Struktur 1, Hubungan Kausal X_1, X_2, X_3 dengan Y_1	21
Gambar 2.3. Sub Struktur 2, Hubungan Kausal X_1, X_3, Y_1 dengan Y_2	21
Gambar 2.4. Contoh Diagram Jalur Hubungan Kausal Rekursif	22
Gambar 2.5. Hubungan Danau, Ukuran buaya dan Makanan buaya	26
Gambar 3.1. Diagram Alir Analisis Jalur Variabel Endogen Kategorik	35
Gambar 4.1. Diagram Jalur Data 1	37
Gambar 4.2. Diagram Jalur Data 1	40
Gambar 4.3. Diagram Jalur Data 1	43
Gambar 4.4. Diagram Jalur Data 1	46
Gambar 4.5. Diagram Jalur Data 1	48

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 2.1. Tabel Klasifikasi	18
Tabel 2.2. Pengaruh Langsung Danau terhadap Ukuran (<i>log odds ratio</i>)	27
Tabel 2.3. Pengaruh Langsung Danau terhadap Ukuran (<i>odds ratio</i>)	27
Tabel 2.4. Pengaruh Langsung Danau dan Ukuran terhadap Makanan (<i>log odds ratio</i>)	27
Tabel 2.5. Pengaruh Langsung Danau dan Ukuran terhadap Makanan (<i>odds ratio</i>)	28
Tabel 3.1. Data Penelitian.....	31
Tabel 4.1. Efek analisis jalur data 1 hubungan 1	38
Tabel 4.2. Efek analisis jalur data 1 hubungan 2	38
Tabel 4.3. Efek analisis jalur data 2 hubungan 1	41
Tabel 4.4. Efek analisis jalur data 2 hubungan 2	41
Tabel 4.5. Efek analisis jalur data 2 hubungan 3	41
Tabel 4.6. Efek analisis jalur data 3 hubungan 1	44
Tabel 4.7. Efek analisis jalur data 3 hubungan 2	44
Tabel 4.8. Efek analisis jalur data 4 hubungan 1	47
Tabel 4.9. Efek analisis jalur data 4 hubungan 2	47
Tabel 4.10. Efek analisis jalur data 4 hubungan 3	47
Tabel 4.11. Efek analisis jalur data 5 hubungan 1	49
Tabel 4.12. Efek analisis jalur data 5 hubungan 2	49
Tabel 4.13. Uji Kesesuaian Model	51

DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran 1. Data 1	59
Lampiran 2. Data 2	61
Lampiran 3. Data 3	63
Lampiran 4. Data 4	66
Lampiran 5. Data 5	69
Lampiran 6. Pendugaan Parameter Regresi Logistik Data 1..	71
Lampiran 7. Pendugaan Parameter Regresi Logistik Data 2..	73
Lampiran 8. Pendugaan Parameter Regresi Logistik Data 3..	74
Lampiran 9. Pendugaan Parameter Regresi Logistik Data 4..	75
Lampiran 10. Pendugaan Parameter Regresi Logistik Data 5..	76
Lampiran 11. Perhitungan McFadden R^2	77
Lampiran 12. <i>Goodness of Fit</i> Regresi Logistik Data 1	79
Lampiran 13. <i>Goodness of Fit</i> Regresi Logistik Data 2	80
Lampiran 14. <i>Goodness of Fit</i> Regresi Logistik Data 3	81
Lampiran 15. <i>Goodness of Fit</i> Regresi Logistik Data 4	82
Lampiran 16. <i>Goodness of Fit</i> Regresi Logistik Data 5	83
Lampiran 17. Tabel Klasifikasi Data 1	84
Lampiran 18. Tabel Klasifikasi Data 2	85
Lampiran 19. Tabel Klasifikasi Data 3	86
Lampiran 20. Tabel Klasifikasi Data 4	87
Lampiran 21. Tabel Klasifikasi Data 5	88

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Analisis regresi merupakan salah satu teknik dalam statistika yang digunakan untuk mengetahui hubungan antara sejumlah variabel eksogen dengan variabel endogen. Analisis regresi bertujuan untuk menduga besarnya pengaruh secara kuantitatif dari masing-masing variabel prediktor. Pada saat ini umumnya suatu sistem ditulis dalam bentuk model persamaan. Untuk mempermudah pemahaman tentang suatu sistem yang tertulis dalam sebuah model persamaan dapat digunakan model struktural. Model struktural untuk menyelesaikan suatu Sistem Persamaan Simultan (SPS) yang dikenal saat ini adalah, Analisis Jalur (*path*), SEM, PLS. Di antara model-model struktural yang disebutkan di atas, yang paling sederhana adalah analisis jalur, karena nilai-nilai yang dianalisis adalah langsung dari nilai variabel itu sendiri. Sedangkan pada SEM & PLS, nilai yang ada adalah nilai dari indikator-indikator dari suatu variabel. Khusus di dalam analisis jalur, arah hubungan antar variabel respon rekursif.

Terdapat beberapa asumsi di dalam analisis jalur, salah satunya yaitu asumsi bahwa variabel endogen minimal dalam skala ukur interval. Namun tidak semua penelitian mempunyai data berskala interval, seringkali dijumpai penelitian dengan data berskala nominal dan ordinal. Pada analisis jalur variabel endogen berskala interval, pendugaan parameter dapat diselesaikan dengan menggunakan persamaan regresi linier. Sedangkan pada saat variabel endogen berskala nominal dan ordinal, *causal systems* tidak dapat dijelaskan dengan persamaan regresi linier. Oleh karena itu Eshima *et al.* (2001), menggunakan regresi non linier yaitu regresi logistik untuk menyelesaikan analisis jalur yang mempunyai variabel endogen berskala nominal.

Regresi logistik adalah pemodelan yang diterapkan untuk memodelkan variabel endogen yang bersifat kategorik berdasarkan satu atau lebih variabel eksogen, baik itu yang bersifat kategorik maupun kontinyu. Apabila variabel respon pada sebuah penelitian terdiri dari 2 kategorik, maka metode regresi logistik yang dapat diterapkan adalah regresi logistik biner (Poedjiati, 1999). Seperti pada analisis regresi linier sederhana, pada analisis regresi logistik

dimungkinkan adanya suatu masalah di mana terdapat lebih dari satu persamaan yang pada beberapa variabel endogennya terdapat hubungan rekursif. Oleh karena itu diperlukan analisis jalur yang dapat menyelesaikan masalah tersebut.

Eshima *et al* menggunakan bentuk lain dari log *odds ratio* untuk mendapatkan efek langsung, tidak langsung dan total analisis jalur variabel endogen kategorik. Dengan mengganti *baseline* dengan peluang masing-masing kategori pada satu variabel berdasarkan data, akan didapatkan efek-efek pada analisis jalur. Tidak seperti pada analisis jalur pada umumnya, efek-efek yang terdapat pada analisis jalur variabel endogen kategorik adalah *odds ratio* dari regresi logistik. Dengan demikian interpretasi mengenai efek langsung dan efek tidak langsung akan berbeda. Pada penelitian Eshima *et al* belum disertakan mengenai uji kesesuaian model. Oleh karena itu pada penelitian ini, akan dibahas mengenai cara interpretasi efek langsung dan efek tidak langsung beserta interpretasinya dan juga mengenai uji kesesuaian model analisis jalur variabel endogen kategorik.

1.2. Rumusan Masalah

Rumusan masalah pada penelitian ini adalah:

1. Bagaimana interpretasi efek langsung dan tidak langsung dari analisis jalur variabel endogen kategorik dengan bantuan *odds ratio* dari regresi logistik ?
2. Bagaimana uji kesesuaian model analisis jalur variabel endogen kategorik ?

1.3. Batasan Masalah

Batasan masalah penelitian ini adalah:

1. Variabel eksogen kategorik.
2. Metode pendugaan parameter regresi logistik menggunakan *Maximum Likelihood Estimation*.
3. Efek pada analisis jalur terdiri dari efek langsung, tidak langsung dan total.

1.4. Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah:

1. Mendapatkan interpretasi efek langsung dan tidak langsung dari analisis jalur variabel endogen kategorik dengan bantuan *odds ratio* dari regresi logistik.
2. Mendapatkan uji kesesuaian model untuk analisis jalur variabel endogen kategorik.

1.5. Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini adalah mengetahui bahwa regresi logistik dapat digunakan untuk membantu mendapatkan efek langsung dan tidak langsung dari analisis jalur yang mempunyai variabel endogen kategorik.



UNIVERSITAS BRAWIJAYA



BAB II TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Analisis Regresi

Analisis regresi adalah sebuah teknik statistika yang menggunakan hubungan antara dua atau lebih variabel (Kutner, 2005). Analisis regresi berganda menghasilkan persamaan linier yang dapat digunakan untuk menduga atau memprediksi suatu nilai variabel respon berdasarkan beberapa variabel prediktor (Gujarati, 1995). Model regresi linier berganda menurut Drapper and Smith (1992) adalah sebagai berikut:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki} + \varepsilon_i \quad 2.1$$

di mana:

Y_i : nilai pengamatan variabel respon ke- i , $i = 1, 2, \dots, n$

$X_{1i}, X_{2i}, \dots, X_{ki}$: variabel prediktor

β_0 : intersep

$\beta_1 \beta_2 \dots \beta_k$: koefisien regresi untuk setiap variabel prediktor $X_{1i}, X_{2i}, \dots, X_{ki}$ secara berturut-turut

ε_i : galat ke- i

n : banyak pengamatan

k : banyak variabel prediktor

Adapun asumsi Analisis Regresi yang mendasari persamaan 2.1 di atas adalah:

1. ε_i merupakan suatu peubah acak dengan nilai tengah nol dan ragam σ^2 yang tidak diketahui. Jadi, $E(\varepsilon_i) = 0$ dan $V(\varepsilon_i) = \sigma^2$.
2. ε_i dan ε_j tidak berkorelasi, $i \neq j$, sehingga $COV(\varepsilon_i, \varepsilon_j) = 0$.
3. ε_i merupakan suatu peubah acak normal, dengan nilai tengah nol dan ragam σ^2 , $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$.

2.2. Regresi Logistik

Model regresi dengan variabel respon berskala interval atau rasio akan cukup baik bila didekati dengan model regresi linier. Namun pada suatu saat akan terdapat situasi di mana tersedianya informasi tentang bentuk hubungan antara variabel respon dan

variabel prediktor yang tidak mungkin dianalisis dengan metode regresi linier, misalnya skala variabel respon tidak kontinu (Drapper dan Smith, 1992).

Regresi logistik adalah prosedur pemodelan yang diterapkan untuk memodelkan variabel respon yang bersifat kategorik berdasarkan satu atau lebih variabel prediktor, baik itu yang bersifat kategorik maupun kontinu. Apabila variabel responnya terdiri dari 2 kategorik, maka metode regresi logistik yang dapat diterapkan adalah regresi logistik biner (Poedjiati, 1999). Selain variabel kategorik biner, ada pula variabel kategorik multinomial, yaitu variabel dengan minimal tiga kategorik yang berskala nominal (Hosmer & Lemeshow, 2000). Sedangkan jika variabel respon merupakan nilai urutan dari 1 sampai m ($m > 2$), dapat digunakan regresi logistik ordinal (Senol & Ultugay, 2006).

Data kategorik terdiri dari sejumlah objek yang dihitung dengan atribut tertentu yang dimiliki oleh kategori-kategori tertentu yang disusun dalam tabel satu dimensi, dua dimensi, tiga dimensi, bahkan tabel berdimensi lebih tinggi; biasanya disebut tabel kontingensi satu arah, dua arah, dan tiga arah. Masing-masing dimensi atau arah berhubungan dengan sebuah klasifikasi dalam kategori-kategori yang menyajikan satu atribut (Sprenst, 1991).

2.2.1. Regresi Logistik Biner

2.2.1.1. Model Regresi Logistik Biner

Apabila variabel responnya terdiri dari dua kategorik, maka metode regresi logistik yang dapat diterapkan adalah regresi logistik biner (Poedjiati, 1999). Untuk variabel Y respon biner dan variabel predictor X , anggap $\pi(x) = P(Y = 1 | X = x) = 1 - P(Y = 0 | X = x)$. Model logistiknya adalah

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

di mana:

$\pi(x)$: peluang sukses dengan syarat x

α, β : koefisien regresi logistik

Parameter β menunjukkan efek x terhadap $\log \text{odds } Y = 1$, tanpa x yang lain. Contoh, $\exp(\beta)$ adalah efek penggandaan terhadap odds dari 1 unit peningkatan x , pada level tertentu dari x lainnya.

2.2.1.2. Odds Ratio Regresi Logistik Biner

Odds ratio adalah perbandingan tingkatan kategori variabel bebas dengan kategori pembanding. Menurut Agresti (1990), dalam regresi logistik, *odds ratio* digunakan untuk mempermudah interpretasi dari model yang dihasilkan. Seperti pada regresi linier, kenaikan setiap satu unit x_k akan menyebabkan kenaikan dalam logit $P(Y \geq j)$ terhadap Y kategori pembanding sebesar β_{jk} . *Odds ratio* dapat juga didefinisikan rasio dari dua *odds*. *Odds* sendiri merupakan rasio peluang suatu kejadian sukses dan peluang kejadian gagal.

$$\begin{aligned} \Psi &= \frac{\pi(1)/[1 - \pi(1)]}{\pi(0)/[1 - \pi(0)]} \\ &= \frac{\left(\frac{e^{\beta_0 + \beta_1}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1}}\right) \left(\frac{1}{1 + e^{\beta_0}}\right)}{\left(\frac{e^{\beta_0}}{1 + e^{\beta_0}}\right) \left(\frac{1}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1}}\right)} \\ &= \frac{e^{\beta_0 + \beta_1}}{e^{\beta_0}} = e^{\beta_1} \end{aligned} \quad 2.4$$

Odds ratio dapat bernilai antara 0 dan ∞ , sehingga nilai *odds ratio* selalu positif dan mencerminkan bentuk asosiasi tertentu (Hosmer dan Lemeshow, 2000).

2.2.1.3. Pendugaan Parameter Regresi Logistik Biner

Untuk menduga parameter regresi logistik dapat dilakukan dengan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Anggap $x_i = (x_{i1}, \dots, x_{ip})$, $i = 1, \dots, N$. Untuk model regresi logistik 2.2 pandang α sebagai parameter regresi dengan koefisien unit, yaitu

$$\pi(x_i) = \frac{\exp\left(\sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij}\right)}{1 + \exp\left(\sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij}\right)} \quad 2.5$$

Pada saat terjadi lebih dari satu observasi pada nilai x_i tertentu, cukup dicatat jumlah observasi n_i dan banyak sukses. Anggap y_i jumlah sukses pada respon biner. Maka $\{Y_1, \dots, Y_N\}$ adalah bebas dengan $E(Y_i) = n_i\pi(x_i)$, dimana $n_1 + \dots + n_N = n$. Fungsi peluang bersama adalah proporsional terhadap fungsi binomial N,

$$\begin{aligned} & \prod_{i=1}^N \pi(x_i)^{y_i} [1 - \pi(x_i)]^{n_i - y_i} \\ &= \left\{ \prod_{i=1}^N \exp \left[\log \left(\frac{\pi(x_i)}{1 - \pi(x_i)} \right)^{y_i} \right] \right\} \left\{ \prod_{i=1}^N [1 - \pi(x_i)]^{n_i} \right\} \\ &= \left\{ \exp \left[\sum_i y_i \log \left(\frac{\pi(x_i)}{1 - \pi(x_i)} \right) \right] \right\} \left\{ \prod_{i=1}^N [1 - \pi(x_i)]^{n_i} \right\} \quad 2.6 \end{aligned}$$

Pada persamaan 2.6 di atas logit ke- i adalah $\sum_j \beta_j x_{ij}$, jadi hubungan eksponensial pada persamaan terakhir adalah $\exp[\sum_i y_i (\sum_j \beta_j x_{ij})] = \exp[\sum_i (\sum_j y_i x_{ij}) \beta_j]$. Juga karena $[1 - \pi(x_i)] = [1 + \exp(\sum_j \beta_j x_{ij})]^{-1}$, log *likelihood* sama dengan

$$L(\beta) = \sum_j \left(\sum_i y_i x_{ij} \right) \beta_j - \sum_i n_i \log \left[1 + \exp \left(\sum_j \beta_j x_{ij} \right) \right] \quad 2.7$$

Persamaan *likelihood* yang dihasilkan dengan $\partial L(\beta) / \partial \beta = 0$

$$\frac{\partial L(\beta)}{\partial \beta_j} = \sum_i y_i x_{ij} - \sum_i n_i x_{ij} \frac{\exp(\sum_k \beta_k x_{ik})}{1 + \exp(\sum_k \beta_k x_{ik})}$$

Persamaan *likelihood* adalah

$$\sum_i y_i x_{ij} - \sum_i n_i \hat{\pi}_i x_{ij} = 0, \quad j = 1, \dots, p, \quad 2.8$$

di mana $\hat{\pi}_i = \exp(\sum_k \hat{\beta}_k x_{ik}) / [1 + \exp(\sum_k \hat{\beta}_k x_{ik})]$ adalah *maximum likelihood estimate* dari $\pi(x)$. Untuk menduga parameter

dari persamaan non linier tidak semudah pada persamaan linier. Oleh karena itu dibutuhkan iterasi yang dapat dibantu perhitungannya dengan komputer (Hosmer dan Lemeshow, 2000). Untuk itu, digunakan metode *Newton-Raphson* (Agresti,1990).

2.2.2. Regresi Logistik Multinomial

Selain variabel kategorik biner, ada pula variabel kategorik multinomial, yaitu variabel dengan minimal tiga kategorik yang berskala nominal (Hosmer & Lemeshow, 2000).

2.2.2.1. Model Regresi Logistik Multinomial

Misalkan ada tiga kategori $Y = (0,1,2)$, dalam suatu variabel respon, maka akan diperlukan dua fungsi logit. Untuk membentuk fungsi logit harus ditentukan *baseline* terlebih dahulu. Pilih $Y = 0$ sebagai *baseline*. Anggap ada sebanyak p variabel bebas. Dua fungsi logit yang dihasilkan adalah

$$\begin{aligned} g_1(x) &= \ln \left[\frac{P(Y = 1|x)}{P(Y = 0|x)} \right] \\ &= \ln \left[\exp(\beta_{10} + \beta_{11}x_1 + \beta_{12}x_2 + \dots + \beta_{1p}x_p) \right] \\ &= \beta_{10} + \beta_{11}x_1 + \beta_{12}x_2 + \dots + \beta_{1p}x_p \\ &= x' \beta_1 \end{aligned} \quad 2.9$$

dan

$$\begin{aligned} g_2(x) &= \ln \left[\frac{P(Y = 2|x)}{P(Y = 0|x)} \right] \\ &= \ln \left[\exp(\beta_{20} + \beta_{21}x_1 + \beta_{22}x_2 + \dots + \beta_{2p}x_p) \right] \\ &= \beta_{20} + \beta_{21}x_1 + \beta_{22}x_2 + \dots + \beta_{2p}x_p \\ &= x' \beta_2 \end{aligned} \quad 2.10$$

Adapun peluang bersyarat untuk setiap kategori dalam respon adalah

$$P(Y = 0|x) = \frac{1}{1 + e^{g_1(x)} + e^{g_2(x)}} \quad 2.11$$

$$P(Y = 1|x) = \frac{e^{g_1(x)}}{1 + e^{g_1(x)} + e^{g_2(x)}} \quad 2.12$$

$$P(Y = 2|x) = \frac{e^{g_2(x)}}{1 + e^{g_1(x)} + e^{g_2(x)}} \quad 2.13$$

Sehingga model umum yang didapatkan adalah

$$P(Y = j|x) = \frac{e^{g_j(x)}}{\sum_{k=0}^2 e^{g_k(x)}} \quad 2.14$$

di mana $g_0(x) = 0$

2.2.2.2. Odds Ratio Regresi Logistik Multinomial

Odds ratio regresi logistik multinomial membutuhkan notasi seperti pada kasus respon biner untuk membandingkan respon dengan variabel bebasnya. Anggap $Y = 0$ adalah *baseline* respon. *Odds ratio* dari respon $Y = j$ terhadap $Y = 0$ untuk variabel bebas bernilai $x = a$ terhadap $x = b$ adalah

$$OR_j(a, b) = \frac{P(Y = j|x = a)/P(Y = 0|x = a)}{P(Y = j|x = b)/P(Y = 0|x = b)} \quad 2.15$$

Pada kasus khusus saat variabel prediktor adalah biner dengan kode 0 atau 1, dan dapat ditulis $OR_j = OR_j(1,0)$.

2.2.2.3. Pendugaan Parameter Regresi Logistik Multinomial

Untuk membentuk fungsi *likelihood* diperlukan tiga variabel biner dengan kode 0 atau 1 untuk menunjukkan keanggotaan grup sebuah observasi. Namun variabel ini tidak digunakan untuk analisis regresi logistik yang sebenarnya. Jika $Y=0$ maka $Y_0 = 1, Y_1 = 0, Y_2 = 0$. Jika $Y=1$ maka $Y_0 = 0, Y_1 = 1, Y_2 = 0$. Jika $Y=2$ maka $Y_0 = 0, Y_1 = 0, Y_2 = 1$. Jadi berapapun nilai Y , $\sum_{j=0}^2 Y_j = 1$. Sehingga didapatkan fungsi *likelihood* bersyarat untuk sebuah sampel dari n observasi bebas adalah

$$l(\beta) = \prod_{i=1}^n [\pi_0(x_i)^{y_{0i}} \pi_1(x_i)^{y_{1i}} \pi_2(x_i)^{y_{2i}}] \quad 2.16$$

Dengan melogaritmakan $l(\beta)$ dan fakta bahwa $\sum y_{ji} = 1$ untuk setiap i , fungsi log *likelihood* adalah

$$L(B) = \ln(l(B))$$

$$\begin{aligned}
L(\beta) &= \ln[\pi_0(x_i)]^{\sum y_{0i}} + \ln[\pi_1(x_i)]^{\sum y_{1i}} + \ln[\pi_2(x_i)]^{\sum y_{2i}} \\
&= \sum y_{0i} \ln[\pi_0(x_i)] + \sum y_{1i} \ln[\pi_1(x_i)] + \sum y_{2i} \ln[\pi_2(x_i)] \\
&= \sum y_{0i} \ln \left[\frac{1}{1 + \exp[g_1(x)] + \exp[g_2(x)]} \right] \\
&\quad + \sum y_{0i} \ln \left[\frac{\exp[g_1(x)]}{1 + \exp[g_1(x)] + \exp[g_2(x)]} \right] \\
&\quad + \sum y_{0i} \ln \left[\frac{\exp[g_2(x)]}{1 + \exp[g_1(x)] + \exp[g_2(x)]} \right]
\end{aligned} \tag{2.17}$$

Persamaan *likelihood* didapatkan dengan cara menurunkan pertama $L(B)$ terhadap setiap $2(p+1)$ parameter. Untuk memudahkan, anggap $\pi_{ji} = \pi_j(x_i)$. Bentuk umum persamaan yang dihasilkan adalah

$$\frac{\partial L(B)}{\partial \beta_{jk}} = \sum_{i=1}^n x_{ki} (y_{ji} - \pi_{ji}) = 0 \tag{2.18}$$

Untuk $j = 1, 2$ dan $k = 0, 1, 2, \dots, p$, dengan $x_{0i} = 1$.

Penduga maksimum *likelihood* $\hat{\beta}$, didapatkan dengan cara menyamakan persamaan 2.18 dengan nol. Selanjutnya, pendugaan ini dapat diselesaikan menggunakan metode *Newton-Raphson*.

2.2.3. Regresi Logistik Ordinal

2.2.3.1. Model regresi Logistik Ordinal

Regresi logistik ordinal digunakan bila terdapat variabel respon dengan k kategori berskala ordinal yang memiliki tiga kategori atau lebih, sedangkan variabel prediktor dapat berupa kategorik atau kontinyu.

Regresi ordinal yang umum digunakan adalah *cumulative logit model* atau bias disebut *proportional odds model*. *Proportional odds model* dapat juga disebut *cumulative logit model* (Ananth & Klienbaum, 1997).

Model peluang kumulatif dari regresi logistik ordinal adalah

$$P(Y \leq r|x) = \frac{\exp(\theta_r + x'\gamma)}{1 + \exp(\theta_r + x'\gamma)} \tag{2.19}$$

Dengan

$R = 1, 2, \dots, k-1$

$\theta_r =$ intersep

$\gamma = (\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_p)$ adalah vektor koefisien variabel prediktor.

Misalkan variabel respon tiga kategori $k = 1, 2, 3$ akan diperoleh peluang dari suatu respon yang jatuh pada kategori lebih kecil dari atau sama dengan r adalah

$$\begin{aligned} P(Y \leq 1) &= \frac{\exp(\theta_1 + x'\gamma)}{1 + \exp(\theta_1 + x'\gamma)} \\ P(Y \leq 2) &= \frac{\exp(\theta_2 + x'\gamma)}{1 + \exp(\theta_2 + x'\gamma)} \end{aligned} \quad 2.20$$

Sehingga akan didapatkan peluang suatu kejadian respon ke- k yaitu

$$\begin{aligned} P_1(x) &= P(Y \leq 1) \\ &= \frac{\exp(\theta_1 + x'\gamma)}{1 + \exp(\theta_1 + x'\gamma)} \\ P_2(x) &= P(Y \leq 2) - P(Y \leq 1) \\ &= \frac{\exp(\theta_2 + x'\gamma) - \exp(\theta_1 + x'\gamma)}{[1 + \exp(\theta_2 + x'\gamma)][1 + \exp(\theta_1 + x'\gamma)]} \\ P_3(x) &= 1 - P(Y \leq 2) \\ &= \frac{1}{1 + \exp(\theta_1 + x'\gamma)} \end{aligned} \quad 2.21$$

2.2.3.2. Odds Ratio Regresi Logistik Ordinal

Odds ratio untuk ordinal logistik adalah (Abreu *et al*, 2008)

$$\begin{aligned} OR_j &= \frac{P(Y \leq j | x = a)}{1 - P(Y \leq j | x = a)} \\ &= \frac{P(Y \leq j | x = b)}{1 - P(Y \leq j | x = b)} \\ &= \frac{P(Y \leq j | x = a)}{P(Y > j | x = a)} \\ &= \frac{P(Y \leq j | x = b)}{P(Y > j | x = b)} \end{aligned}$$

$$= \frac{\text{odds } a}{\text{odds } b} \quad 2.22$$

Di mana $j=1,2,\dots,k$.

Berdasarkan definisi, *odds ratio* adalah perbandingan dua buah *odds*, akan tetapi untuk ordinal logistik *odds ratio* didefinisikan sebagai peluang kumulatif.

2.2.3.3. Pendugaan Parameter Regresi Logistik Ordinal

Metode yang digunakan untuk membentuk model regresi logistik ordinal adalah *maximum likelihood*. Misalkan $y' = (y_0, y_1, \dots, y_r)$ adalah nilai respon, $y_r = 1$ jika $y = r$ dan $y_r = 0$ lainnya. Anggap $\phi_r(x_i) = P_r(x)$. Bentuk umum dari *likelihood* untuk sampel dengan n observasi, (y_i, x_i) , $i=1,2,\dots,n$, adalah

$$l(\beta) = \prod_{i=1}^n [\phi_1(x_i)^{y_{1i}} \phi_2(x_i)^{y_{2i}} \phi_3(x_i)^{y_{3i}}] \quad 2.23$$

$$= \prod_{i=1}^n \left\{ \left[\frac{e^{\theta_1 + x' \gamma}}{1 + e^{\theta_1 + x' \gamma}} \right]^{y_{1i}} \left[\frac{e^{\theta_2 + x' \gamma} - e^{\theta_1 + x' \gamma}}{(1 + e^{\theta_2 + x' \gamma})(1 + e^{\theta_1 + x' \gamma})} \right]^{y_{2i}} \left[\frac{1}{1 + e^{\theta_1 + x' \gamma}} \right]^{y_{3i}} \right\}$$

Dan *log-likelihood*nya adalah

$$L(B) = \ln(l(B))$$

$$L(B) = \sum_{i=1}^n \left[y_{1i} \ln \left(\frac{e^{\theta_1 + x' \gamma}}{1 + e^{\theta_1 + x' \gamma}} \right) + y_{2i} \ln \left(\frac{e^{\theta_2 + x' \gamma} - e^{\theta_1 + x' \gamma}}{(1 + e^{\theta_2 + x' \gamma})(1 + e^{\theta_1 + x' \gamma})} \right) + y_{3i} \ln \left(\frac{1}{1 + e^{\theta_1 + x' \gamma}} \right) \right] \quad 2.24$$

Langkah berikutnya adalah menurunkan $L(B)$ terhadap setiap parameter dan menyamakan dengan nol, akan didapatkan nilai duga untuk parameter tersebut.

$$\frac{\partial L}{\partial \theta_1} = 0$$

$$0 = \sum_{i=1}^n \left\{ \left[\frac{e^{\theta_1+x'\gamma}(-y_{1i} - y_{2i})}{1 + e^{\theta_1+x'\gamma}} \right] - y_{2i} \left[\frac{1 + e^{\theta_1+x'\gamma}}{e^{\theta_2+x'\gamma} - e^{\theta_1+x'\gamma}} \right] \right\}$$

$$\frac{\partial L}{\partial \theta_2} = 0$$

$$0 = \sum_{i=1}^n \left\{ \left[\frac{e^{\theta_2+x'\gamma}(y_{1i} - 1)}{1 + e^{\theta_2+x'\gamma}} \right] + y_{2i} \left[\frac{e^{\theta_2+x'\gamma}}{e^{\theta_2+x'\gamma} - e^{\theta_1+x'\gamma}} \right] \right\}$$

$$\frac{\partial L}{\partial \gamma} = 0$$

$$0 = \sum_{i=1}^n \left\{ \left[\frac{x'e^{\theta_2+x'\gamma}(y_{1i} - 1)}{1 + e^{\theta_2+x'\gamma}} \right] - \left[\frac{x'e^{\theta_1+x'\gamma}(y_{1i} + y_{2i})}{1 + e^{\theta_1+x'\gamma}} \right] + (y_{1i} + y_{2i})x' \right\} \quad 2.25$$

Seperti pada regresi logistik sebelumnya, pendugaan parameter regresi logistik ordinal juga memerlukan iterasi dengan metode *Newton-Raphson*.

2.2.4. Metode *Newton-Raphson*

Metode *Newton-Raphson* adalah metode iterasi untuk menyelesaikan persamaan nonlinier. Agresti (1990), mengatakan bahwa metode iterasi *Newton-Raphson* adalah metode yang menentukan nilai dari penduga parameter secara berulang-ulang sampai konvergen pada suatu nilai tertentu. Metode iterasi *Newton-Raphson* dapat menyelesaikan persamaan seperti fungsi *likelihood*. Metode ini menggunakan rumus sebagai berikut:

$$\beta^{(t+1)} = \beta^{(t)} - (H^{(t)})^{-1}u^{(t)} \quad 2.26$$

Di mana

$$H^{(t)} = \frac{\partial^2 L(\beta)}{\partial \beta_i^2}$$

$$u^{(t)} = \frac{\partial L(\beta)}{\partial \beta_i}$$

Melalui teknik iterasi *Newton-Raphson* $u^{(t)}$ dan $H^{(t)}$ digunakan untuk menduga $\beta^{(t)}$ pada iterasi ke t ($t = 0, 1, 2, \dots$). Iterasi untuk

pendugaan nilai β terus dilakukan sampai mencapai kondisi konvergen untuk setiap i .

$$\left| \hat{\beta}_i^{(t)} - \hat{\beta}_i^{(t-1)} \right| < \varepsilon \quad 2.27$$

Untuk $i = 1, 2, \dots, n$ dan $\varepsilon > 0$

2.2.5. Komponen *Error*

Menurut Hosmer dan Lemeshow (2000), perbedaan penting antara model regresi linier dengan logistik adalah mengenai distribusi bersyarat dari variabel respon. Pada regresi linier diasumsikan bahwa sebuah observasi dari variabel respon dapat dijelaskan dengan $y = E(Y|x) + \varepsilon$. Nilai ε adalah *error* dan menunjukkan penyimpangan nilai observasi dari rata-rata bersyarat observasi tersebut. Asumsi yang paling lazim adalah ε berdistribusi normal dengan rata-rata nol dan ragam adalah konstan. Ini berarti distribusi bersyarat dari variabel respon dengan syarat x akan menyebar normal dengan rata-rata $E(Y|x)$ dan ragam konstan.

Jika pada kasus variabel respon biner, nilai dari variabel respon bersyarat x dapat dinyatakan dengan $y = \pi(x) + \varepsilon$. Di mana nilai ε mempunyai dua kemungkinan. Jika $y = 1$ maka $\varepsilon = 1 - \pi(x)$ dengan peluang $\pi(x)$ dan jika $y = 0$ maka $\varepsilon = -\pi(x)$ dengan peluang $1 - \pi(x)$. Sehingga *error* pada model regresi logistik biner ini tidak mempunyai distribusi yang sama dengan *error* pada regresi linier yaitu distribusi normal. Jadi ε berdistribusi binomial dengan rata-rata nol dan ragam $\pi(x)[1 - \pi(x)]$. Dengan ragam yang tidak konstan, berbeda pada setiap x , atau tergantung pada x (Kutner, 2004).

2.2.6. Uji Kesesuaian Model

2.2.6.1. Pearson, Deviance & Hosmer-Lemeshow

Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui apakah model yang dihasilkan sesuai atau belum dengan hipotesis:

H_0 : model sesuai

H_1 : model tidak sesuai.

1. Statistik *Pearson*

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^g \chi^2 p(y_i \hat{\pi}_i) \quad 2.28$$

Di mana :

$$\chi^2 p(y_i \hat{\pi}_i) = n_i \sum_{j=1}^k \frac{(y_{ij} - \hat{\pi}_{ij})^2}{\hat{\pi}_{ij}}$$

2. Statistik *Deviance*

$$D = 2 \sum_{i=1}^g \chi^2 D(y_i \pi_i) \quad 2.29$$

Di mana:

$$\chi^2 D(y_i \pi_i) = n_i \sum_{j=1}^k y_{ij} \log \left(\frac{y_{ij}}{\hat{\pi}_{ij}} \right)$$

Dengan:

$\hat{\pi}_{ij}$: peluang Y pada kategori ke-j dan x dengan kategori ke-i

Y_{ij} : pengamatan Y pada kategori ke-j dan x dengan kategori ke-i

p : banyaknya parameter pada model

g : banyaknya kategori peubah x

k : banyaknya kategori peubah respon

Statistik *Pearson* dan *Deviance* menyebar mengikuti sebaran Khi-kuadrat dengan derajat bebas $g(k-1)-p$. keputusan tolak H_0 , jika $\chi^2_{pearson} > \chi^2_{(v)}$ dan $D > \chi^2_{(v)}$ atau $P[\chi^2_{(v)} > \chi^2_{pearson}]$ dan $P[\chi^2_{(v)} > D]$ lebih kecil dari peluang yang diinginkan (α), sehingga dapat diambil kesimpulan bahwa model yang diperoleh tidak sesuai (Fahrmeir dan Gerhard, 1994).

3. Statistik *Hosmer-Lemeshow*

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^g \chi^2 p(y_i \hat{\pi}_i) \quad 2.30$$

Di mana :

$$\chi^2 p(y_i \hat{\pi}_i) = n_i \sum_{j=1}^k \frac{(y_{ij} - \hat{\pi}_{ij})^2}{\hat{\pi}_{ij}}$$

Dengan:

$\hat{\pi}_{ij}$: peluang Y pada kategori ke- j dan x dengan kategori ke- i

Y_{ij} : pengamatan Y pada kategori ke- j dan x dengan kategori ke- i

p : banyaknya parameter pada model

g : banyaknya grup yang terbentuk

k : banyaknya kategori peubah respon

Statistik *Hosmer-Lemeshow* menyebar mengikuti sebaran Khi-kuadrat dengan derajat bebas $\nu = g(k-1)-p$. keputusan tolak H_0 , jika $\chi^2_{Hosmer-Lemeshow} > \chi^2_{(\nu)}$ atau $P[\chi^2_{(\nu)} > \chi^2_{Hosmer-Lemeshow}]$ lebih kecil dari peluang yang diinginkan (α), sehingga dapat diambil kesimpulan bahwa model yang diperoleh tidak sesuai.

2.2.6.2. Koefisien Determinasi (R^2)

Ukuran kesesuaian model dapat ditentukan dari R^2 . Di dalam model non linier (misal: logit) untuk mendapatkan R^2 dapat digunakan *log-likelihood*, yaitu dengan $R^2_{McFadden}$ (Park, 2009). $R^2_{McFadden}$ membandingkan *log likelihood* di antara dua model.

$$R^2_{McFadden} = 1 - \frac{L_1}{L_0} \quad 2.31$$

Di mana:

L_0 : *log likelihood* tanpa *slope*

L_1 : *log likelihood* dengan *slope*

$R^2_{McFadden}$ mempunyai konsep yang sama dengan R^2 pada regresi linier. $R^2_{McFadden}$ mempunyai nilai antara 0 dan 1. Semakin mendekati 1, maka semakin sesuai sebuah model regresi (Rupert *et al*, 2008). Uji kesesuaian $R^2_{McFadden}$ diinterpretasikan sebagai R^2 pada regresi linier. $R^2_{McFadden}$ merupakan proporsi varian dalam variabel dependen yang dijelaskan oleh varian dalam variabel independen (Plubin dan Techapunratanakul, 2006).

2.2.6.3. Persen Ketepatan Klasifikasi

Menurut Hosmer & Lemeshow (2000), cara untuk menyimpulkan hasil sebuah model regresi logistik salah satunya dengan Tabel klasifikasi. Tabel ini merupakan *cross classifying* dari variabel respon antara nilai sebenarnya dengan nilai dugaan berdasarkan

model. Dari Tabel ini dapat dihasilkan Persen Ketepatan Klasifikasi (PKK). PKK menunjukkan berapa persen *predicted group* dapat diklasifikasikan tepat pada *observed group* (Rudner, 2002). Sehingga semakin besar nilai persen dari PKK maka model semakin baik.

Tabel 2.1. Tabel Klasifikasi

Classification	Observed		Total
	0	1	
0	n_{00}	n_{01}	$n_{0.}$
1	n_{10}	n_{11}	$n_{1.}$
Total	$n_{.0}$	$n_{.1}$	n

Di mana:

n_{00} : banyak pengamatan dari *observed* kategori 0 diklasifikasikan sebagai 0

n_{11} : banyak pengamatan dari *observed* kategori 1 diklasifikasikan sebagai 1

$$PKK = \left[\frac{n_{00} + n_{11}}{n} \right] \times 100\% \quad 2.32$$

2.3. Analisis Jalur

Berbeda dengan analisis regresi yang hanya melibatkan satu model hubungan, analisis jalur dapat melibatkan lebih dari satu model hubungan sehingga membentuk Sistem Persamaan Simultan (SPS). Analisis jalur dapat diterapkan pada SPS apabila arah hubungan antar variabel respon bergerak ke satu arah (rekursif). Pada dasarnya penggunaan analisis jalur bukan untuk membentuk model berdasarkan variabel-variabel prediktor yang berpengaruh nyata terhadap variabel respon tetapi untuk mengkaji model hubungan antar variabel dalam model yang telah dirumuskan oleh peneliti berdasarkan teori yang telah ada (Wright,1960).

Analisis jalur mempunyai variabel seperti halnya pada regresi, hanya saja dibakukan. Di dalam analisis jalur koefisien korelasi total dapat diuraikan menjadi pengaruh langsung dan pengaruh tidak langsung. Pengaruh langsung yaitu pengaruh suatu variabel prediktor terhadap variabel respon secara langsung tanpa dipengaruhi oleh variabel prediktor lainnya. Sedangkan pengaruh tidak langsung adalah pengaruh variabel prediktor terhadap variabel respon yang

masih dipengaruhi oleh variabel prediktor lainnya (Sastrosupadi, 2003).

Analisis jalur adalah penggambaran model dan sekumpulan dari hubungan antara konsep model lengkap. Hubungan tidak bebas digambarkan dengan panah lurus, dengan arah panah berasal dari variabel prediktor dan ujung panah menuju variabel respon. Panah melengkung menunjukkan korelasi antara variabel, tetapi tanpa ada hubungan kausal (Hair *et al*, 2006).

Dalam analisis jalur, variabel eksogen tidak disebabkan oleh siapapun (tidak ada panah yang mengarah pada variabel ini). Jika variabel-variabel eksogen berkorelasi, maka akan ditunjukkan dengan satu panah dua arah yang menghubungkan antar variabel eksogen tersebut. Variabel endogen mempunyai panah yang menuju pada variabel ini. Variabel endogen dapat berperan sebagai variabel penyebab dan yang disebabkan. Dengan demikian variabel endogen mempunyai dua arah panah, yang menuju dan keluar dari variabel ini. Sedangkan variabel dependen, hanya mempunyai panah yang menuju padanya (Garson, 2008).

Persamaan-persamaan di dalam analisis jalur adalah suatu sistem persamaan simultan. Variabel-variabel dalam suatu model persamaan simultan ada dua jenis: bersifat endogen dan ditetapkan lebih dulu (*predetermined*). Variabel endogen yaitu variabel-variabel yang nilainya ditetapkan di dalam model. Sedangkan yang ditetapkan lebih dulu, variabel-variabel yang nilainya ditetapkan di luar model. Variabel yang ditetapkan lebih dahulu dibagi dalam dua kategori: bersifat eksogen dan endogen *lag*, di mana variabel ini sebagai variabel endogen pada model lainnya/sebelumnya (Gujarati, 1995).

2.3.1. Asumsi Analisis Jalur

Menurut Solimun (2005), asumsi yang mendasari analisis jalur adalah sebagai berikut:

1. Pada model analisis jalur hubungan antar variabel adalah linier dan aditif.
2. Hanya sistem aliran kausal satu arah artinya tidak ada kausalitas yang berbalik.
3. Variabel endogen minimal dalam skala ukur interval.
4. *Observed variables* diukur tanpa kesalahan (instrumen pengukuran valid & reliabel).

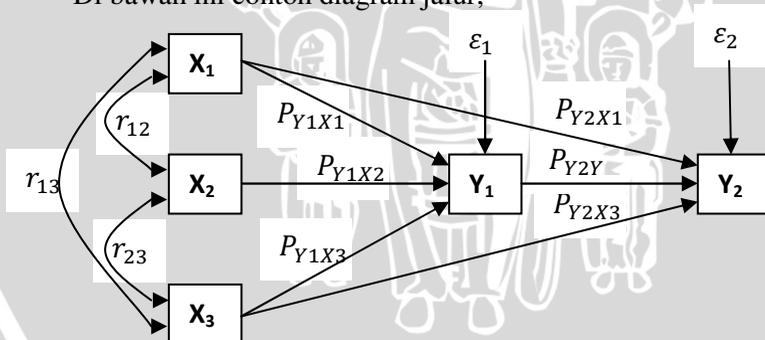
- Model yang dianalisis dispesifikasikan (diidentifikasi) dengan benar berdasarkan teori-teori & konsep-konsep yang relevan artinya model teori yang dikaji atau diuji dibangun berdasarkan kerangka teoritis tertentu yang mampu menjelaskan hubungan kausalitas antar variabel yang diteliti.

2.3.2. Diagram Jalur

Langkah pertama dalam analisis jalur adalah memformulasikan model utama menurut teori (Bullmore *et al.*,2000). Ini dapat dilakukan dengan membentuk diagram jalur. Diagram Jalur berguna untuk mempermudah pengertian analisis dan koefisien jalur, maka hubungan sebab akibat antara variabel bebas dengan variabel respon dapat digambarkan dalam suatu diagram, yaitu diagram jalur (Sastrosupadi,2003). Diagram jalur tersusun sebagai berikut:

- Garis lurus satu ujung yang menunjukkan hubungan rekursif variabel respon dengan setiap variabel bebas.
- Garis lurus satu ujung yang menunjukkan pengaruh residual terhadap variabel respon
- Garis lengkung dua ujung yang menunjukkan hubungan korelasi antar variabel bebas (Huang *et al.*,2002).

Di bawah ini contoh diagram jalur,

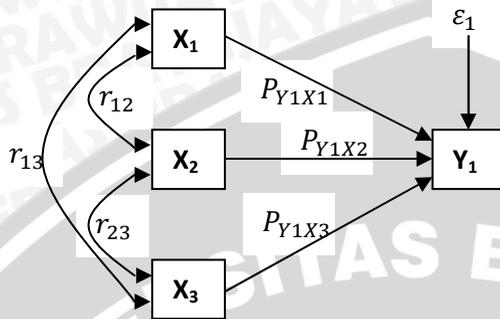


Gambar 2.1. Diagram Jalur Hubungan Kausal X_1, X_2, X_3 dan Y_1 ke Y_2

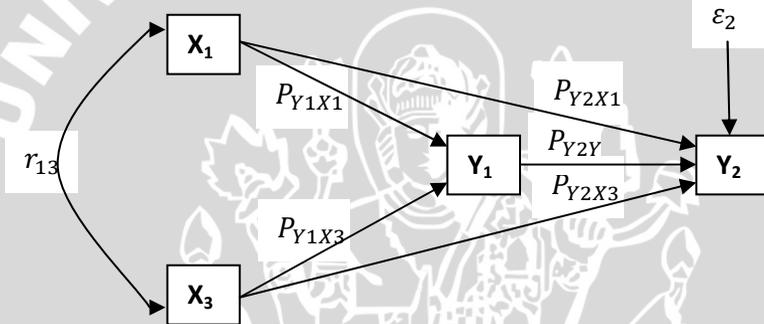
Persamaan struktural untuk diagram jalur yaitu:

$$Y_1 = P_{Y_1X_1}X_1 + P_{Y_1X_2}X_2 + P_{Y_1X_3}X_3 + \varepsilon_1$$

$$Y_2 = P_{Y_2X_1}X_1 + P_{Y_2X_3}X_3 + P_{Y_2Y_1}Y_1 + \varepsilon_2$$



Gambar 2.2. Sub Struktur 1. Hubungan Kausal X_1, X_2, X_3 ke Y_1



Gambar 2.3. Sub Struktur 2. Hubungan Kausal X_1, X_3 , dan Y_1 ke Y_2

Adapun $P_{y_1x_1}, P_{y_1x_2}, P_{y_1x_3}, P_{y_2x_1}, P_{y_2x_3}, P_{y_2y_1}$ adalah koefisien jalur (koefisien pengaruh langsung); r_{ij} adalah korelasi antara x_i dan x_j ; dan ϵ_i menunjukkan variabel residual yang muncul akibat kesalahan pengukuran variabel (Riduwan, 2008). Dan untuk dekomposisi efek analisis jalur, misalnya pada gambar 2.1, $P_{Y_2X_1}$ adalah efek langsung X_1 terhadap Y_2 . Selain efek langsung juga terdapat efek total dan efek tidak langsung, yang hubungannya yaitu, efek total = efek langsung + efek tidak langsung.

$$q_{Y_2X_1} = P_{Y_2X_1} + P_{Y_1X_1}P_{Y_2Y_1} \quad 2.33$$

Di mana $q_{Y_2X_1}$ adalah efek total X_1 ke Y_2 , $P_{Y_2X_1}$ adalah efek langsung X_1 terhadap Y_2 , $P_{Y_1X_1}P_{Y_2Y_1}$ adalah efek tidak langsung X_1 terhadap Y_2 melalui Y_1 , yang merupakan perkalian dari efek langsung X_1 terhadap Y_1 dan efek langsung Y_1 terhadap Y_2 .

2.3.3. Uji Validitas Model

Validitas menunjukkan sejauh mana suatu alat ukur itu mampu mengukur apa yang diukur. Menurut Solimun, (2005), terdapat dua indikator validitas model dalam analisis path, yaitu:

a) Koefisien Determinasi Total

Total keragaman data yang dapat dijelaskan oleh model diukur dengan : $R_m^2 = 1 - P_{e1}^2 P_{e2}^2 \dots P_{ep}^2$ 2.34

Dalam hal ini R_m^2 sama dengan interpretasi koefisien determinasi pada R^2 pada analisis regresi.

b) Teori Trimming

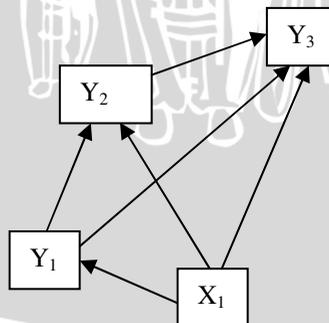
Uji validasi koefisien path pada setiap jalur untuk pengaruh langsung adalah sama dengan nilai p dari uji t pada analisis regresi. Berdasarkan teori trimming maka jalur-jalur yang tidak signifikan dibuang sehingga menghasilkan model struktur analisis path yang lebih baik.

2.4. Analisis Jalur Dengan Variabel Endogen Kategorik

Eshima dan Tabata (1999), mendiskusikan efek analisis sistem rekursif dari peubah kategorik, dan efek faktor didefinisikan sebagai berdasarkan *log odds ratios*. Dalam analisis jalur sendiri ada efek total, langsung dan tidak langsung.

2.4.1. Diagram Jalur

Langkah pertama dalam analisis jalur adalah memformulasikan model utama menurut teori (Bullmore *et al*,2000). Ini dapat dilakukan dengan membentuk diagram jalur.



Gambar 2.4. Contoh Diagram Jalur Hubungan Kausal Rekursif

Anggap terdapat empat variabel, X_1 adalah variabel eksogen, Y_1, Y_2, Y_3 adalah variabel endogen. Setiap variabel mempunyai jumlah kategorik masing-masing. Misal X_1 , mempunyai kategorik $\{1, 2, \dots, I_1\}$. Dari bentuk struktural yang ada, dapat dijelaskan dengan persamaan model logistik:

$$\begin{aligned}
 p(Y_3|X_1 Y_1 Y_2) &= \frac{\exp(\alpha_{Y_3} + \beta_{Y_3 X_1} X_1 + \beta_{Y_3 Y_1} Y_1 + \beta_{Y_3 Y_2} Y_2)}{1 + \exp(\alpha_{Y_3} + \beta_{Y_3 X_1} X_1 + \beta_{Y_3 Y_1} Y_1 + \beta_{Y_3 Y_2} Y_2)} \\
 p(Y_2|X_1 Y_1) &= \frac{\exp(\alpha_{Y_2} + \beta_{Y_2 X_1} X_1 + \beta_{Y_2 Y_1} Y_1)}{1 + \exp(\alpha_{Y_2} + \beta_{Y_2 X_1} X_1 + \beta_{Y_2 Y_1} Y_1)} \\
 p(Y_1|X_1) &= \frac{\exp(\alpha_{Y_1} + \beta_{Y_1 X_1} X_1)}{1 + \exp(\alpha_{Y_1} + \beta_{Y_1 X_1} X_1)} \quad 2.35
 \end{aligned}$$

2.4.2. Pendugaan Parameter Regresi Logistik

Pendugaan parameter regresi logistik untuk analisis jalur variabel endogen kategorik dapat dilakukan dengan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE).

2.4.3. Efek Langsung, dan tidak Langsung dalam Analisis Jalur dengan Variabel Endogen Kategorik.

Analisis jalur adalah sebuah teknik untuk mengestimasi efek dari seperangkat variabel eksogen terhadap variabel endogen dari sebuah observasi. Di dalam Eshima (2001), efek-efek analisis jalur didapatkan dengan melogaritmakan *odds ratio* antara variabel eksogen dengan variabel endogen.

Untuk mempermudah pemahaman, ambil contoh efek X_1 terhadap Y_3 , dengan menggunakan persamaan $p(Y_3|X_1 Y_1 Y_2)$ di atas.

Dimana $\alpha_{Y_3} = \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{I_{Y_3}}$, dan

$$\beta_{Y_3 X_1} = \begin{pmatrix} \beta_{Y_3 X_1 11} & \beta_{Y_3 X_1 12} & \dots & \beta_{Y_3 X_1 1 I_{X_1}} \\ \beta_{Y_3 X_1 21} & \beta_{Y_3 X_1 22} & \dots & \beta_{Y_3 X_1 2 I_{X_1}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \beta_{Y_3 X_1 I_{Y_3} 1} & \beta_{Y_3 X_1 I_{Y_3} 2} & \dots & \beta_{Y_3 X_1 I_{Y_3} I_{X_1}} \end{pmatrix}$$

$$\beta_{Y_3 Y_1} = \begin{pmatrix} \beta_{Y_3 Y_1 11} & \beta_{Y_3 Y_1 12} & \cdots & \beta_{Y_3 Y_1 1I_{Y_1}} \\ \beta_{Y_3 Y_1 21} & \beta_{Y_3 Y_1 22} & \cdots & \beta_{Y_3 Y_1 2I_{Y_1}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \beta_{Y_3 Y_1 I_{Y_3} 1} & \beta_{Y_3 Y_1 I_{Y_3} 2} & \cdots & \beta_{Y_3 Y_1 I_{Y_3} I_{Y_1}} \end{pmatrix}$$

$$\beta_{Y_3 Y_2} = \begin{pmatrix} \beta_{Y_3 Y_2 11} & \beta_{Y_3 Y_2 12} & \cdots & \beta_{Y_3 Y_2 1I_{Y_2}} \\ \beta_{Y_3 Y_2 21} & \beta_{Y_3 Y_2 22} & \cdots & \beta_{Y_3 Y_2 2I_{Y_2}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \beta_{Y_3 Y_2 I_{Y_3} 1} & \beta_{Y_3 Y_2 I_{Y_3} 2} & \cdots & \beta_{Y_3 Y_2 I_{Y_3} I_{Y_2}} \end{pmatrix}$$

Log odds ratio dari $Y_3 = y_3$ terhadap $Y_3 = y_3^*$ adalah

$$\log OR(y_3, y_3^* | x_1, x_1^*) = tr \beta_{Y_3 X_1} (x_1 - x_1^*) (y_3 - y_3^*)' \quad 2.36$$

Ketika dilakukan substitusi x_1^* dan y_3^* di atas dengan nilai peluang dari keduanya yaitu μ_{x_1} dan μ_{y_3} akan didapatkan

$$\log OR(y_3, \mu_{y_3} | x_1, \mu_{x_1}) = tr \beta_i (x_1 - \mu_{x_1}) (y_3 - \mu_{y_3})' \quad 2.37$$

Yang mana persamaan di atas adalah efek langsung X_1 ke Y_3 . Jadi,

$$\begin{aligned} P_{Y_3 X_1} &= tr \beta_{Y_3 X_1} (x_1 - \mu_{x_1}) (y_3 - \mu_{y_3})' \\ P_{Y_3 Y_1} &= tr \beta_{Y_3 Y_1} (y_1 - \mu_{y_1}) (y_3 - \mu_{y_3})' \\ P_{Y_3 Y_2} &= tr \beta_{Y_3 Y_2} (y_2 - \mu_{y_2}) (y_3 - \mu_{y_3})' \end{aligned} \quad 2.38$$

adalah efek langsung dari setiap variabel terhadap Y_3 .

Efek total dari X_1, Y_1, Y_2 terhadap Y_3 adalah

$$\begin{aligned} tr \beta_{Y_3 X_1} (x_1 - \mu_{x_1}) (y_3 - \mu_{y_3})' + tr \beta_{Y_3 Y_1} (y_1 - \mu_{y_1}) (y_3 - \mu_{y_3})' \\ + tr \beta_{Y_3 Y_2} (y_2 - \mu_{y_2}) (y_3 - \mu_{y_3})' \end{aligned} \quad 2.39$$

Dengan mengganti y_1 dan y_2 dengan nilai peluang bersyarat x_1 akan didapatkan efek total X_1 terhadap Y_3 sebagai berikut:

$$q_{Y_3 X_1} = tr \beta_{Y_3 X_1} (x_1 - \mu_{x_1}) (y_3 - \mu_{y_3})'$$

$$\begin{aligned}
& +tr\beta_{Y_3Y_1}(\mu_{y_1}(x_1) - \mu_{y_1})(y_3 - \mu_{y_3})' \\
& +tr\beta_{Y_3Y_2}(\mu_{y_2}(x_1) - \mu_{y_2})(y_3 - \mu_{y_3})'
\end{aligned} \tag{2.40}$$

Sehingga dengan mengurangi efek langsung dari efek total, akan didapatkan pula efek tidak langsung X_1 terhadap Y_3 melalui Y_1, Y_2 . Setelah semua efek didapatkan, untuk interpretasi, semua nilai yang didapatkan di-antilog-kan, sehingga kembali menjadi OR.

Berbeda dengan analisis jalur variabel endogen kontinyu, analisis jalur variabel endogen kategorik akan menghasilkan beberapa model pada setiap sub struktur tergantung jumlah kategori pada variabel endogen.

$$\begin{aligned}
Y_{11} &= P_{X_{1111}Y_{11}}X_{1111} + P_{X_{1112}Y_{11}}X_{1112} + \dots + P_{X_{111k}Y_{11}}X_{111k} \\
&\quad + P_{X_{1211}Y_{11}}X_{1211} + P_{X_{1212}Y_{11}}X_{1212} + \dots + P_{X_{121k}Y_{11}}X_{121k} \\
&\quad + \dots + P_{X_{1i11}Y_1}X_{1i11} + P_{X_{1i12}Y_1}X_{1i12} + \dots + P_{X_{1i1k}Y_1}X_{1i1k} \\
Y_{12} &= P_{X_{1121}Y_{12}}X_{1121} + P_{X_{1122}Y_{12}}X_{1122} + \dots + P_{X_{112k}Y_{12}}X_{112k} \\
&\quad + P_{X_{1221}Y_{12}}X_{1221} + P_{X_{1222}Y_{12}}X_{1222} + \dots + P_{X_{122k}Y_{12}}X_{122k} \\
&\quad + \dots + P_{X_{1i21}Y_{12}}X_{1i21} + P_{X_{1i22}Y_{12}}X_{1i22} + \dots + P_{X_{1i2k}Y_{12}}X_{1i2k} \\
&\dots \\
Y_{1jh} &= P_{X_{11j1}Y_{1j}}X_{11j1} + P_{X_{11j2}Y_{1j}}X_{11j2} + \dots + P_{X_{11jk}Y_{1j}}X_{11jk} \\
&\quad + P_{X_{12j1}Y_{1j}}X_{12j1} + P_{X_{12j2}Y_{1j}}X_{12j2} + \dots + P_{X_{12jk}Y_{1j}}X_{12jk} \\
&\quad + \dots + P_{X_{1ij1}Y_{1j}}X_{1ij1} + P_{X_{1ij2}Y_{1j}}X_{1ij2} + \dots + P_{X_{1ijk}Y_{1j}}X_{1ijk} \\
&\dots \\
Y_{hjh} &= P_{X_{h1j1}Y_{hj}}X_{h1j1} + P_{X_{h1j2}Y_{hj}}X_{h1j2} + \dots + P_{X_{h1jk}Y_{hj}}X_{h1jk} \\
&\quad + P_{X_{h2j1}Y_{hj}}X_{h2j1} + P_{X_{h2j2}Y_{hj}}X_{h2j2} + \dots + P_{X_{h2jk}Y_{hj}}X_{h2jk} \\
&\quad + \dots \\
&\quad + P_{X_{hij1}Y_{hj}}X_{hij1} + P_{X_{hij2}Y_{hj}}X_{hij2} + \dots + P_{X_{hijk}Y_{hj}}X_{hijk}
\end{aligned} \tag{2.41}$$

di mana:

Y_{hj} : variabel endogen ke- h kategori ke- j ($j=1,2,\dots,I_h$)

X_{hijk} : variabel eksogen ke- i kategori ke- k pada variabel endogen ke- h kategori ke- j

$P_{X_{hijk}Y_{hj}}$: pengaruh langsung variabel eksogen ke- i dengan kategori k terhadap variabel endogen ke- h kategori ke- j

h : variabel endogen ke- h

- i : variabel eksogen ke- i
- j : kategori ke- j variabel endogen h
- k : kategori ke- k variabel eksogen i

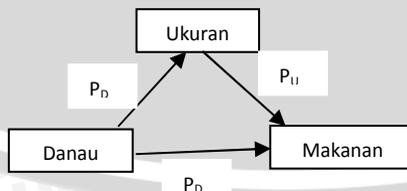
Untuk pengaruh tidak langsung didapatkan model sebagai berikut,

$$\begin{aligned}
 Y_{11} &= \gamma_{X_{1i11}Y_{11}} X_{1i11} + \gamma_{X_{1i12}Y_{11}} X_{1i12} + \dots + \gamma_{X_{1i1k}Y_{11}} X_{1i1k} \\
 Y_{12} &= \gamma_{X_{1i21}Y_{12}} X_{1i21} + \gamma_{X_{1i22}Y_{12}} X_{1i22} + \dots + \gamma_{X_{1i2k}Y_{12}} X_{1i2k} \\
 &\dots \\
 Y_{1jh} &= \gamma_{X_{1ij1}Y_{1j}} X_{1ij1} + \gamma_{X_{1ij2}Y_{1j}} X_{1ij2} + \dots + \gamma_{X_{1ijk}Y_{1j}} X_{1ijk} \\
 &\dots \\
 Y_{1lh} &= \gamma_{X_{hij1}Y_{hj}} X_{hij1} + \gamma_{X_{hij2}Y_{hj}} X_{hij2} + \dots + \gamma_{X_{hijk}Y_{hj}} X_{hijk}
 \end{aligned} \tag{2.42}$$

di mana:

- Y_{hj} : variabel endogen ke- h kategori ke- j
- X_{hij} : variabel eksogen ke- i kategori ke- k pada variabel endogen ke- h kategori j
- $\gamma_{X_{hijk}Y_{hj}}$: pengaruh tidak langsung variabel eksogen ke- i dengan kategori k terhadap variabel endogen ke- h kategori j
- h : variabel endogen ke- h
- i : variabel eksogen ke- i
- j : kategori ke- j variabel endogen h
- k : kategori ke- k variabel eksogen i

Untuk memahami interpretasi efek analisis jalur, digunakan contoh dari Eshima (2001) mengenai pilihan makanan bagi buaya. Gambar 2.5, menunjukkan struktur hubungan antara Danau, Ukuran buaya dan Makanan buaya. Ada dua variabel endogen pada Gambar 2.5, sehingga akan terbentuk dua Tabel pengaruh untuk setiap variabel endogen seperti pada Tabel 2.2 dan 2.4. Sedangkan Tabel 2.3 dan 2.5 adalah *odds ratio* yang merupakan antilog dari Tabel 2.2 dan 2.4.



Gambar 2.5. Hubungan Danau, Ukuran buaya dan Makanan buaya

Tabel 2.2. Pengaruh langsung Danau terhadap Ukuran buaya

	Ukuran buaya	Danau			
		Hancock	Oklahowa	Trafford	George
Efek langsung	besar	0.258	-0.264	-0.201	0.145
	kecil	-0.337	0.334	0.263	-0.189

Nilai-nilai pada Tabel 2.2 di atas adalah hasil log *odds ratio*. Oleh karena itu untuk menginterpretasikan pengaruh-pengaruh yang ada harus diexponensialkan terlebih dahulu. Hasilnya terdapat pada Tabel 2.3 di bawah ini.

Tabel 2.3. Pengaruh langsung Danau terhadap Ukuran buaya (*odds ratio*)

	Ukuran buaya	Danau			
		Hancock	Oklahowa	Trafford	George
Efek langsung	besar	1.2943	0.7680	0.8179	1.1560
	kecil	0.7139	1.3965	1.3008	0.8278

Tabel 2.4. Pengaruh langsung dan tidak langsung Danau dan Ukuran buaya terhadap makanan.

	makanan	Ukuran buaya		Danau			
		kecil	besar	Hancock	Oklahowa	Trafford	George
Efek langsung	ikan	-0.168	0.219	0.446	-0.183	-0.559	0.254
	invertebrata	0.465	-0.607	-1.273	0.694	0.462	0.193
	reptil	-0.32	0.418	0.127	0.715	0.774	-1.301
	burung	-0.441	0.576	0.846	-1.13	0.194	-0.041
	lainnya	-0.024	0.031	0.696	-0.753	0.341	-0.322
Efek tidak langsung	ikan			-0.055	0.058	0.044	-0.033
	invertebrata			0.153	-0.16	-0.121	0.091
	reptil			-0.105	0.11	0.084	-0.062
	burung			-0.145	0.152	0.115	-0.086
	lainnya			-0.008	0.008	0.006	-0.005

Nilai-nilai pada Tabel 2.4 di atas adalah hasil log *odds ratio*. Oleh karena itu untuk menginterpretasikan pengaruh-pengaruh yang ada harus diexponensialkan terlebih dahulu. Hasilnya terdapat pada Tabel 2.5.

Berdasarkan Tabel 2.5, misal pengaruh langsung Danau Hancock terhadap pemilihan ikan sebagai makanan, interpretasinya adalah odds rasio pemilihan ikan dibanding makanan lainnya pada Hancock adalah 1.562 kali lebih tinggi daripada Danau lainnya. Atau dengan kata lain buaya yang hidup di danau Hancock akan cenderung memilih ikan sebagai makanan sebesar 1.562 daripada yang hidup di danau lainnya.

Tabel 2.5. Pengaruh langsung dan tidak langsung Danau dan Ukuran buaya terhadap makanan (*odds ratio*)

	makanan	Ukuran buaya		Danau			
		kecil	besar	Hancock	Oklahowa	Trafford	George
Efek langsung	ikan	0.8454	1.2448	1.5621	0.8328	0.5718	1.2892
	invertebrata	1.5920	0.5450	0.2800	2.0017	1.5872	1.2129
	reptil	0.7261	1.5189	1.1354	2.0442	2.1684	0.2723
	burung	0.6434	1.7789	2.3303	0.3230	1.2141	0.9598
	lainnya	0.9763	1.0315	2.0057	0.4710	1.4064	0.7247
Efek tidak langsung	ikan			0.9465	1.0597	1.0450	0.9675
	invertebrata			1.1653	0.8521	0.8860	1.0953
	reptil			0.9003	1.1163	1.0876	0.9399
	burung			0.8650	1.1642	1.1219	0.9176
	lainnya			0.9920	1.0080	1.0060	0.9950

Nilai negatif pada Tabel 2.4, misalnya -1.273, maka $\exp(-1.273) = 0.279$ menunjukkan bahwa buaya yang hidup di danau Hancock akan memilih invertebrata sebagai makanan sebesar 0.279 kali lebih besar daripada yang hidup di danau lainnya. Ini berarti buaya di danau lainnya akan memilih invertebrata sebagai makanan lebih besar daripada yang hidup di Hancock.

Sedangkan untuk pengaruh tidak langsung, misalnya 0.946, dapat diartikan bahwa kemungkinan pemilihan ikan dibanding makanan lainnya pada Hancock adalah 0.946 kali lebih tinggi daripada Danau lainnya jika memperhitungkan ukuran buaya. Atau dengan kata lain dengan memperhitungkan perbedaan ukuran buaya di Hancock, buaya yang hidup di danau Hancock akan cenderung memilih ikan sebagai makanan sebesar 0.946 kali daripada yang hidup di danau lainnya.

2.4.4. Uji validitas Model Analisis Jalur Variabel Endogen Kategorik

Validitas menunjukkan sejauh mana suatu alat ukur itu mampu mengukur apa yang diukur (Solimun, 2005). Salah satunya menggunakan Koefisien Determinasi Total. Total keragaman data yang dapat dijelaskan oleh model diukur dengan :

$$R_m^2 = 1 - P_{e1}^2 P_{e2}^2 \dots P_{ep}^2 \quad 2.43$$

di mana,

$$P_{ei}^2 = 1 - R_{McFadden(i)}^2 \quad i = 1, 2, \dots, p$$

$R_{McFadden}^2$ mempunyai fungsi yang sama dengan R^2 pada regresi linier. $R_{McFadden}^2$ mempunyai nilai antara 0 dan 1. Semakin mendekati 1, maka model semakin sesuai sebuah model (Rupert *et al*, 2008).

R_m^2 mempunyai interpretasi yang sama dengan koefisien determinasi R^2 pada analisis regresi yaitu keragaman data yang dapat dijelaskan oleh model. Sama seperti R^2 pada analisis regresi, R_m^2 juga mempunyai nilai antara 0 dan 1. Semakin mendekati nilai 1, maka semakin maka semakin sesuai sebuah model regresi (Rupert *et al*, 2008).

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



BAB III METODE PENELITIAN

3.1. Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder jurnal dan skripsi sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1. Data Penelitian

No	Nama Peneliti	Variabel	Kategori	Skala Pengukuran
1	Ari Irawati	X_1 = Jurusan	1 = Biologi 2 = Kimia 3 = Fisika 4 = Matematika 5 = Statistika	Nominal
		Y_1 = Organisasi	0 = Tidak ikut 1 = Ikut	Nominal 2 kategori
		Y_2 = Topik yang diminati	1 = Headline 2 = Hiburan 3 = Iptek 4 = Olahraga 5 = Lain-lain	Nominal
2	Alice S. Whittemore	X_1 = Ibu terdiagnosa kanker ovarian	0 = Ya 1 = Tidak	Nominal 2 kategori
		X_2 = Jumlah Anak yang dilahirkan Ibu	0 = 1-2 1 = 3+	Nominal 2 kategori
		Y_1 = Anak terdiagnosa kanker ovarian	0 = Ya 1 = Tidak	Nominal 2 kategori
		Y_2 = Jumlah Cucu	0 = 0 1 = 1-2 2 = 3+	Ordinal

No	Nama Peneliti	Variabel	Kategori	Skala Pengukuran
3	Dewi Kartika Puspitasari	X ₁ = Tempat Tinggal	1 = Rumah sendiri 2 = Rumah family 3 = Kos/kontrak	Nominal
		X ₂ = Lingkungan	1 =Perkampungan 2 = Pusat kota 3 = Perumahan real-estate	Nominal
		Y ₁ = Motivasi	1 = Ingin coba 2 = Lari dari masalah 3 = Lainnya	Nominal
		Y ₂ = Ketergantungan NAPZA	1 = Ringan 2 = Sedang 3 = Berat	Ordinal
4	Adrian Dobra & Stephen E. Fienberg	X ₁ = Jantung koroner dalam keluarga	0 = Negatif 1 = Positif	Nominal 2 kategori
		X ₂ = Kerja keras fisik	0 = Tidak 1 = Ya	Nominal 2 kategori
		X ₃ = Merokok	0 = Tidak 1 = Ya	Nominal 2 kategori
		Y ₁ = Kerja keras mental	0 = Tidak 1 = Ya	Nominal 2 kategori
		Y ₂ = Rasio lipoprotein	0 = < 140 1 = ≥ 140	Nominal 2 kategori
		Y ₃ = Tekanan darah	0 = < 3 1 = ≥ 3	Nominal 2 kategori
5	Leo A. Goodman	X ₁ = Keanggotaan kelompok waktu 1	0 = Dalam 1 = Luar	Nominal 2 kategori
		X ₂ = Sikap mengenai kelompok waktu 1	0 = Baik 1 = Tidak	Nominal 2 kategori
		Y ₁ = Keanggotaan kelompok waktu 2	0 = Dalam 1 = Luar	Nominal 2 kategori
		Y ₂ = Sikap mengenai kelompok waktu 2	0 = Baik 1 = Tidak	Nominal 2 kategori

3.2. Metode Analisis

Dalam penelitian ini digunakan software Minitab, SPSS dan Excel. Langkah-langkah analisis penelitian adalah sebagai berikut:

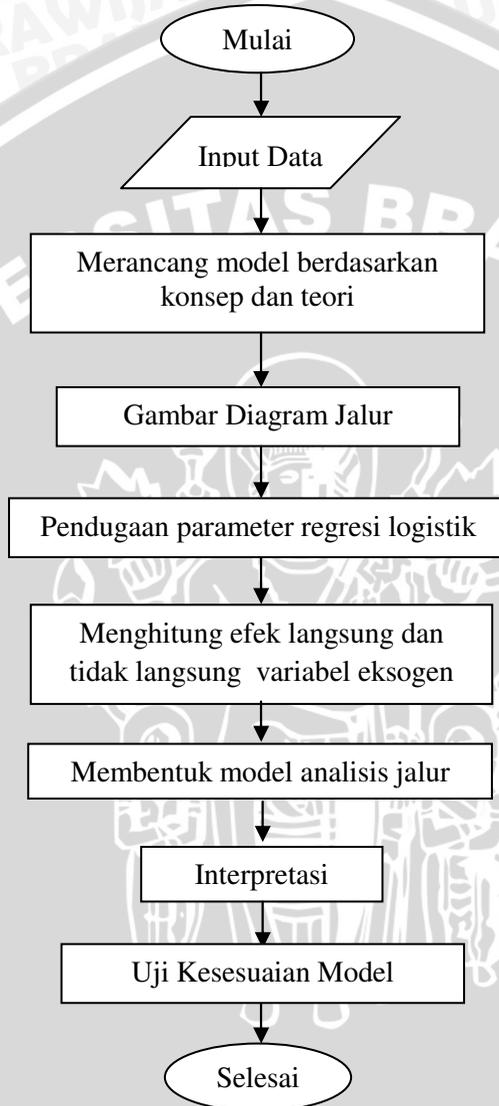
1. Merancang model berdasarkan konsep dan teori.
2. Menggambar diagram jalur berdasarkan langkah pertama.
3. Menduga model regresi logistik secara simultan untuk setiap variabel endogen dengan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Untuk variabel endogen berskala biner digunakan persamaan 2.8. sedangkan untuk variabel endogen multinomial digunakan 2.18. Untuk variabel endogen ordinal digunakan persamaan 2.25. Dan selanjutnya metode iterasi yang digunakan untuk menyelesaikan persamaan 2.8, 2.18 dan 2.25 adalah *Newton-Raphson* (2.27).
4. Menghitung efek langsung dan tidak langsung variabel-variabel eksogen menggunakan Excel.
 - a. Efek langsung dapat dihitung dengan persamaan 2.38. yaitu dengan menghitung *trace* dari hasil perkalian matriks koefisien model regresi logistik dengan matriks nilai variabel eksogen dan *transpose* matriks nilai variabel endogen. Misal $P_{Y_3 X_1} = \text{tr} \beta_{Y_3 X_1} (x_1 - \mu_{x_1})(y_3 - \mu_{y_3})'$. Di mana $\beta_{Y_3 X_1}$ adalah matriks koefisien model regresi logistik variabel eksogen X_1 , variabel endogen Y_3 dengan ordo $I_{Y_3} \times I_{X_1}$. Sedangkan $(x_1 - \mu_{x_1})$ adalah matriks ordo $I_{X_1} \times 1$ di mana μ_{x_1} adalah peluang untuk setiap kategori dalam X_1 berdasarkan data penelitian. Nilai x_1 adalah 0 dan 1, bernilai 1 jika x_1 ada pada kategori tertentu dari μ_{x_1} . Matriks $(y_3 - \mu_{y_3})$ mempunyai ordo $I_{Y_3} \times 1$. Hasilnya, didapatkan $P_{Y_3 X_1}$ sebanyak $I_{Y_3} \times I_{X_1}$. Nilai yang dihasilkan dari proses ini adalah nilai log *odds ratio*.
 - b. Efek tidak langsung dapat dihitung dengan menggunakan persamaan 2.40, yang caranya sama dengan menghitung efek langsung, tetapi ada sedikit perbedaan. Misal $\text{tr} \beta_{Y_3 Y_1} (\mu_{y_1}(x_1) - \mu_{y_1})(y_3 - \mu_{y_3})'$. Matriks $(\mu_{y_1}(x_1) - \mu_{y_1})$ adalah matriks yang mempunyai ordo $I_{Y_1} \times 1$, di mana $\mu_{y_1}(x_1)$ adalah nilai peluang Y_1 bersyarat pada setiap

- kategori X_1 . Hasil akhir yang didapatkan efek tidak langsung ini juga berupa *log odds ratio*.
5. Membentuk model analisis jalur berdasarkan efek-efek yang telah didapatkan pada langkah 4.
 6. Interpretasi efek langsung dan tidak langsung pada langkah penelitian ke lima dengan menggunakan *odds ratio*.
 7. Uji kesesuaian model menggunakan statistik uji yang terdiri dari Uji Validitas Model dengan menggunakan Koefisien Determinasi R_m^2 (2.43), *Pearson* (2.28), *Deviance* (2.29) atau *Hosmer-Lemeshow* (2.30). Untuk ketepatan klasifikasi digunakan Persen Ketepatan Klasifikasi (2.32).

Gambar Diagram Alir Analisis Jalur Variabel Endogen Kategorik dapat dilihat pada Gambar 3.1.



Diagram Alir Metode Penelitian



Gambar 3.1. Diagram Alir Analisis Jalur Variabel Endogen Kategorik

UNIVERSITAS BRAWIJAYA

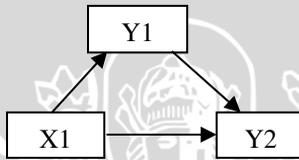


BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Analisis Jalur Data 1

A. Diagram Jalur

Langkah pertama dalam analisis jalur adalah memformulasikan model utama menurut konsep dan teori. Berdasarkan konsep dan teori terdapat dua hubungan dalam data 1. Hubungan 1 adalah pengaruh Jurusan (X_1) terhadap Status Keorganisasian (Y_1). Hubungan 2 adalah pengaruh Jurusan (X_1) dan Status Keorganisasian (Y_1) terhadap Pemilihan Topik Informasi yang diminati (Y_2).



Gambar 4.1. Diagram Jalur Data 1

B. Pendugaan Parameter Regresi Logistik

Berdasarkan diagram jalur pada Gambar 4.1 terdapat dua variabel endogen, sehingga akan dihasilkan dua pendugaan parameter regresi logistik. Untuk melakukan pendugaan parameter regresi logistik digunakan *Maximum Likelihood Estimation*. Hasil pendugaan parameter regresi logistik untuk data 1 adalah sebagai berikut.

- a. Hubungan 1, Jurusan (X_1) mempengaruhi Organisasi (Y_1)

$$\pi_{y_1}(x_1) = \frac{\exp(-0.9502 - 0.0343x_{12} + 0.1689x_{13} + 0.8886x_{14} + 0.5135x_{15})}{1 + \exp(-0.9502 - 0.0343x_{12} + 0.1689x_{13} + 0.8886x_{14} + 0.5135x_{15})}$$

- b. Hubungan 2, Jurusan (X_1), Organisasi (Y_1) mempengaruhi Topik (Y_2)

1. Regresi logistik 1

$$\pi_{y_2}(x_1, y_1) = \frac{\exp(-0.12 - 0.59x_{12} + 1.72x_{13} - 0.28x_{14} + 0.45x_{15} - 37y_{12})}{1 + \exp(-0.12 - 0.59x_{12} + 1.72x_{13} - 0.28x_{14} + 0.45x_{15} - 37y_{12})}$$

2. Regresi logistik 2

$$\pi_{y_2}(x_1, y_1) = \frac{\exp(0.65 + 0.43x_{12} + 1.04x_{13} - 0.08x_{14} - 0.18x_{15} - 0.31y_{12})}{1 + \exp(0.65 + 0.43x_{12} + 1.04x_{13} - 0.08x_{14} - 0.18x_{15} - 0.31y_{12})}$$

3. Regresi logistik 3

$$\pi_{y_2}(x_1, y_1) = \frac{\exp(-0.04 + 0.52x_{12} + 0.86x_{13} + 0.28x_{14} + 0.41x_{15} + 0.12y_{12})}{1 + \exp(-0.04 + 0.52x_{12} + 0.86x_{13} + 0.28x_{14} + 0.41x_{15} + 0.12y_{12})}$$

4. Regresi logistik 4

$$\pi_{y_2}(x_1, y_1) = \frac{\exp(-0.18 + 0.43x_{12} + 1.40x_{13} + 0.36x_{14} - 0.22x_{15} - 1.09y_{12})}{1 + \exp(-0.18 + 0.43x_{12} + 1.40x_{13} + 0.36x_{14} - 0.22x_{15} - 1.09y_{12})}$$

C. Efek Langsung, Tidak Langsung dan Interpretasi

Setelah didapatkan model regresi logistik untuk setiap hubungan pada masing-masing data, dilakukan perhitungan untuk mendapatkan efek langsung dan tidak langsung dari analisis jalur untuk setiap hubungan pada masing-masing data. Perhitungan untuk mendapatkan efek langsung dan tidak langsung dari analisis jalur dapat dilakukan dengan cara yang sudah dijelaskan pada Bab 3. Interpretasi efek langsung dan tidak langsung pada analisis jalur dengan variabel endogen kategorik adalah interpretasi dari *odds ratio*. Hasil efek langsung dan tidak langsung analisis jalur data 1 yang berupa nilai *odds ratio* dapat dilihat pada Tabel 4.1 dan 4.2. Selanjutnya, berdasarkan efek-efek pada Tabel 4.1, dan 4.2, dapat dibentuk model analisis jalur untuk data 1.

Tabel 4.1. Efek langsung Analisis Jalur data 1 Hubungan 1 yaitu pengaruh Jurusan terhadap status Keorganisasian

			Jurusan (X1)				
			Bio	Kim	Fis	Mat	Stat
Efek Langsung	Organisasi (Y1)	Ikut	1.1185	1.132	1.0544	0.8187	0.9333
		Tidak	0.813	0.7953	0.9076	1.4477	1.13547

Tabel 4.2. Efek langsung dan tidak langsung Analisis Jalur data 1 Hubungan 2 yaitu pengaruh Jurusan dan Status Keorganisasian terhadap Topik yang diminati

			Organisasi (Y1)		Jurusan (X1)				
			Ikut	Tidak	Bio	Kim	Fis	Mat	Stat
Efek Langsung	Topik (Y2)	Lain	0.8949	1.2263	1.3607	0.8896	0.4858	1.2189	1.5129
		Headline	1.3126	0.6047	1.0714	1.0746	1.5543	1.3758	0.3531
		Hiburan	0.8573	1.3298	0.8896	0.9822	0.749	1.0544	1.4888
		Iptek	1.004	1.007	1.0523	1.0555	1.0661	0.8728	0.9812
		Olahraga	1.0202	0.9637	0.8253	0.9685	1.6471	0.5593	1.4448
Efek Tidak Langsung	Topik (Y2)	Lain			0.9773	0.9753	0.9881	1.0429	1.0131
		Headline			1.0576	1.0629	1.0294	0.9012	0.9675
		Hiburan			0.9685	0.9656	0.9841	1.0597	1.0182
		Iptek			0.999	0.999	1	1.001	1
		Olahraga			1.004	1.005	1.002	0.992	0.998

Model Analisis Jalur Data 1

$$Y_{11} = 1.1185 X_{1111} + 1.1320 X_{1112} + 1.5044 X_{1113} + 0.8187 X_{1114} \\ + 0.9333 X_{1115}$$

$$Y_{12} = 0.8130 X_{1121} + 0.7953 X_{1122} + 0.9076 X_{1123} + 1.4477 X_{1124} \\ + 1.1355 X_{1125}$$

$$Y_{21} = 1.3607 X_{2111} + 0.8896 X_{2112} + 0.4858 X_{2113} + 1.2189 X_{2114} \\ + 1.5129 X_{2115} + 0.8949 Y_{2111} + 1.2263 Y_{2112}$$

$$Y_{22} = 1.0714 X_{2121} + 1.0746 X_{2122} + 1.5543 X_{2123} + 1.3758 X_{2124} \\ + 0.3531 X_{2125} + 1.3126 Y_{2121} + 0.6047 Y_{2122}$$

$$Y_{23} = 0.8896 X_{2131} + 0.9822 X_{2132} + 0.7490 X_{2133} + 1.0544 X_{2134} \\ + 1.4888 X_{2135} + 0.8573 Y_{2131} + 1.3298 Y_{2132}$$

$$Y_{24} = 1.0523 X_{2141} + 1.0555 X_{2142} + 1.0661 X_{2143} + 0.8728 X_{2144} \\ + 0.9812 X_{2145} + 1.0040 Y_{2141} + 1.0070 Y_{2142}$$

$$Y_{25} = 0.8253 X_{2151} + 0.9685 X_{2152} + 1.6471 X_{2153} + 0.5593 X_{2154} \\ + 1.4448 X_{2155} + 1.0202 Y_{2151} + 0.9637 Y_{2152}$$

Berdasarkan Tabel 4.5 Efek Analisis Jalur Hubungan 2 yang didapatkan, efek langsung Jurusan (biologi) terhadap Topik (Lain-lain). *Odds ratio* Jurusan (Biologi) terhadap Topik (Lain-lain) bernilai 1.3607, artinya kemungkinan Topik (Lain-lain) terhadap rata-rata Topik pada Jurusan (Biologi) adalah 1.3607 kali lebih tinggi daripada rata-rata Jurusan. Dengan kata lain, mahasiswa Jurusan (Biologi) lebih memilih Topik mengenai Lain-lain. Sedangkan efek tidak langsung Jurusan (Biologi) terhadap Topik (Lain-lain) melalui variabel Organisasi bernilai 0.9773. hal ini menunjukkan bahwa pengaruh tidak langsung nya kecil. Nilai kurang dari 1 menunjukkan bahwa dengan melalui variabel Organisasi menyebabkan mahasiswa Jurusan (Biologi) tidak memilih Topik (Lain-lain).

D. Uji Kesesuaian Model

Koefisien Determinasi (R_m^2) dapat digunakan untuk mengetahui sejauh mana suatu alat ukur dapat mengukur apa yang diukur pada analisis jalur. Berbeda dengan R_m^2 pada analisis jalur pada umumnya, R_m^2 pada analisis jalur variabel endogen kategorik tersusun dari $R_{McFadden}^2$ di mana $R_{McFadden}^2$ adalah R^2 dari regresi logistik. Koefisien Determinasi (R_m^2) untuk data 1 adalah sebagai berikut. Sedangkan untuk perhitungan lengkap R_m^2 terdapat pada Lampiran 11.

$$R_m^2 = 1 - P_{e1}^2 P_{e2}^2$$

$$P_{ei}^2 = 1 - R_{McFadden(i)}^2$$

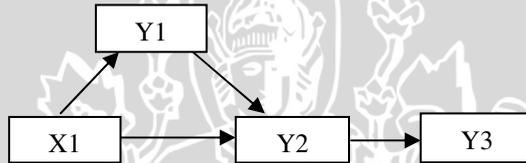
$$R_m^2 = 1 - (1 - 0.0228)(1 - 0.0265)$$

$$= 0.0487$$

4.2. Analisis Jalur Data 2

A. Diagram Jalur

Berdasarkan konsep dan teori didapatkan tiga hubungan dalam data 2. Hubungan 1 adalah pengaruh Kanker pada Ibu (X_1) terhadap Jumlah Anak (Y_1) yang dilahirkan Ibu. Hubungan 2 adalah pengaruh Kanker pada Ibu (X_1) dan Jumlah Anak (Y_1) yang dilahirkan Ibu terhadap Kanker pada Anak (Y_2). Hubungan 3 adalah pengaruh Kanker pada Anak (Y_2) terhadap Jumlah Cucu (Y_3).



Gambar 4.2. Diagram Jalur Data 2

B. Pendugaan Parameter Regresi Logistik

Berdasarkan diagram jalur pada Gambar 4.2 terdapat tiga variabel endogen, sehingga akan dihasilkan tiga pendugaan parameter regresi logistik.

- a. Hubungan 1, Kanker pada Ibu (X_1) mempengaruhi Jumlah Anak (Y_1)

$$\pi_{y_1}(x_1) = \frac{\exp(-1.0382 - 0.0604x_{12})}{1 + \exp(-1.0382 - 0.0604x_{12})}$$

- b. Hubungan 2, Kanker pada Ibu (X_1) dan Jumlah Anak (Y_1) mempengaruhi Kanker pada Anak (Y_2)

$$\pi_{y_2}(x_1, y_1) = \frac{\exp(-0.1353 - 1.953x_{12} + 0.1867y_{12})}{1 + \exp(-0.1353 - 1.953x_{12} + 0.1867y_{12})}$$

- c. Hubungan 3, Kanker pada Anak (Y_2) mempengaruhi Jumlah Cucu (Y_3)

1. Regresi logistik 1

$$\pi_{y_3}(y_2) = \frac{\exp(-1.4302 + 0.5504y_{22})}{1 + \exp(-1.4302 + 0.5504y_{22})}$$

2. Regresi logistik 2

$$\pi_{y_3}(y_2) = \frac{\exp(0.1657 + 0.5504y_{22})}{1 + \exp(0.1657 + 0.5504y_{22})}$$

C. Efek Langsung, Tidak Langsung dan Interpretasi

Setelah didapatkan model regresi logistik untuk setiap hubungan pada masing-masing data, didapatkan hasil efek langsung dan tidak langsung yang dapat dilihat pada Tabel 4.3, 4.4 dan 4.5. Selanjutnya, berdasarkan efek-efek pada Tabel 4.3, 4.4 dan 4.5, dapat dibentuk model analisis jalur untuk data 2.

Tabel 4.3. Efek langsung Analisis Jalur data 2 hubungan 1 yaitu pengaruh Kanker pada Ibu terhadap Jumlah Anak yang dilahirkan Ibu.

			Kanker pada Ibu (X1)	
			tidak	ya
Efek Langsung	Jumlah anak (Y1)	1 -- 2	0.9998	1.0004
		3 +	1.0156	0.9569

Tabel 4.4. Efek langsung dan tidak langsung Analisis Jalur data 2 hubungan 2 yaitu pengaruh Kanker pada Ibu, Jumlah Anak yang dilahirkan Ibu terhadap Kanker pada Anak.

			Jumlah Anak (Y1)		Kanker pada Ibu (X1)	
			1 -- 2	3 +	tidak	ya
Efek Langsung	Kanker pada Anak (Y2)	tidak	0.9333	1.0248	1.0098	0.3779
		ya	1.071	0.9763	0.99	2.6143
Efek Tidak Langsung	Kanker pada Anak (Y2)	tidak			1.001	0.9999
		ya			0.9989	1.0001

Tabel 4.5. Efek langsung Analisis Jalur data 2 hubungan 3 yaitu pengaruh Kanker pada Anak terhadap Jumlah Cucu.

			Kanker pada Anak (Y2)	
			tidak	ya
Efek Langsung	Jumlah Cucu (Y3)	0,	0.8142	1.2313
		1 -- 2	1.0701	0.9337
		3 +	1.4066	0.7080

Model Analisis Jalur Data 2

$$Y_{11} = 0.9998 X_{1111} + 1.0004 X_{1112}$$

$$Y_{12} = 1.0156 X_{1121} + 0.9569 X_{1122}$$

$$Y_{21} = 1.0098 X_{2111} + 0.3779 X_{2112} + 0.9333 Y_{2111} + 1.0248 Y_{2112}$$

$$Y_{22} = 0.99 X_{2121} + 2.6143 X_{2122} + 1.071 Y_{2121} + 0.9763 Y_{2122}$$

$$Y_{31} = 0.8142 Y_{3211} + 1.2313 Y_{3212}$$

$$Y_{32} = 1.0701 Y_{3221} + 0.9337 Y_{3222}$$

$$Y_{33} = 1.4066 Y_{3231} + 0.7080 Y_{3232}$$

Berdasarkan Tabel 4.7 Efek Analisis Jalur Hubungan 2 di atas, dapat dilihat bahwa Ibu yang mengidap Kanker akan menyebabkan Anak Terkena Kanker. Hal ini ditunjukkan dengan *odds ratio* Anak terkena Kanker terhadap rata-rata keseluruhan Anak pada Ibu yang mengidap Kanker adalah 2.6143 kali lebih tinggi daripada rata-rata keseluruhan Ibu. Sedangkan untuk pengaruh tidak langsung Kanker pada Ibu terhadap Kanker pada Anak hampir tidak ada, hal ini dikarenakan nilai *odds ratio* yang sangat mendekati satu. Dari Tabel 4.8 Efek Analisis Jalur Hubungan 3, dapat disimpulkan bahwa Anak yang tidak mengidap Kanker akan melahirkan Cucu yang lebih banyak. Hal ini dapat dilihat dari *odds ratio* yang menunjukkan peningkatan nilai pada setiap peningkatan kategori Jumlah Cucu.

D. Uji Kesesuaian Model

Koefisien Determinasi (R_m^2) untuk data 2 adalah sebagai berikut. Sedangkan untuk perhitungan lengkap R_m^2 terdapat pada Lampiran 11.

$$R_m^2 = 1 - p_{e1}^2 p_{e2}^2 p_{e3}^2$$

$$p_{ei}^2 = 1 - R_{McFadden(i)}^2$$

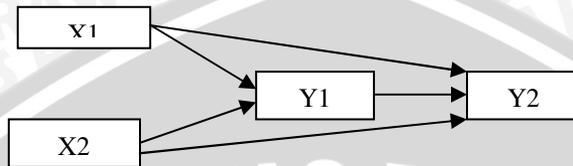
$$\begin{aligned} R_m^2 &= 1 - (1 - 0.000006)(1 - 0.0059)(1 - 0.0134) \\ &= 0.0192 \end{aligned}$$

4.3. Analisis Jalur Data 3

A. Diagram Jalur

Berdasarkan konsep dan teori didapatkan dua hubungan dalam data 3. Hubungan 1 adalah pengaruh Tempat Tinggal (X_1) dan Lingkungan (X_2) terhadap Motivasi (Y_1). Hubungan 2 adalah

pengaruh Tempat Tinggal (X_1), Lingkungan (X_2) dan Motivasi (Y_1) terhadap Tingkat Ketergantungan (Y_2)..



Gambar 4.3. Diagram Jalur Data 3

B. Pendugaan Parameter Regresi Logistik

Berdasarkan diagram jalur pada Gambar 4.3 terdapat dua variabel endogen, sehingga akan dihasilkan dua pendugaan parameter regresi logistik.

a. Hubungan 1, Tempat Tinggal (X_1), Lingkungan (X_2) mempengaruhi Motivasi (Y_1)

1. Regresi Logistik 1

$$\pi_{y_1}(x_1, x_2) = \frac{\exp(-0.37 - 0.92x_{12} + 0.46x_{13} + 0.70x_{22} + 0.56x_{23})}{1 + \exp(-0.37 - 0.92x_{12} + 0.46x_{13} + 0.70x_{22} + 0.56x_{23})}$$

2. Regresi Logistik 2

$$\pi_{y_1}(x_1, x_2) = \frac{\exp(-0.66 - 0.14x_{12} - 0.039x_{13} + 0.58x_{22} + 0.89x_{23})}{1 + \exp(-0.66 - 0.14x_{12} - 0.039x_{13} + 0.58x_{22} + 0.89x_{23})}$$

b. Hubungan 2, Tempat Tinggal (X_1), Lingkungan (X_2), Motivasi (Y_1) mempengaruhi Ketergantungan (Y_2)

1. Regresi Logistik 1

$$\pi_{y_2}(x_1, x_2, y_1) = \frac{\exp(-0.66 - 1.03x_{12} - 0.62x_{13} - 1.2x_{22} - 2.57x_{23} - 0.02y_{12} - 0.32y_{13})}{1 + \exp(-0.66 - 1.03x_{12} - 0.62x_{13} - 1.2x_{22} - 2.57x_{23} - 0.02y_{12} - 0.32y_{13})}$$

2. Regresi Logistik 2

$$\pi_{y_2}(x_1, x_2, y_1) = \frac{\exp(1.06 - 1.03x_{12} - 0.62x_{13} - 1.2x_{22} - 2.57x_{23} - 0.02y_{12} - 0.32y_{13})}{1 + \exp(1.06 - 1.03x_{12} - 0.62x_{13} - 1.2x_{22} - 2.57x_{23} - 0.02y_{12} - 0.32y_{13})}$$

C. Efek Langsung, Tidak Langsung dan Interpretasi

Setelah didapatkan model regresi logistik untuk setiap hubungan pada masing-masing data, didapatkan hasil efek langsung dan tidak langsung yang dapat dilihat pada Tabel 4.9 dan 4.10. Selanjutnya,

berdasarkan efek-efek pada Tabel 4.9 dan 4.10, dapat dibentuk model analisis jalur untuk data 3.

Tabel 4.6. Efek langsung Analisis Jalur data 3 Hubungan 1, yaitu pengaruh Tempat Tinggal dan Lingkungan terhadap Motivasi.

			tempat tinggal (X1)			Lingkungan (X2)		
			rumah sendiri	rumah family	kos/kontrak	Perkampungan	pusat kota	real estate
Efek Langsung	Motivasi (Y1)	Ingin coba	0.881	1.7591	0.7577	1.0946	0.7473	0.7287
		ada masalah	1.6531	0.7125	1.3677	0.9251	1.1268	1.5102
		lain-lain	0.8259	0.6311	1.1246	0.9467	1.3046	1.1014

Tabel 4.7. Efek langsung dan tidak langsung Analisis Jalur data 3 Hubungan 2 yaitu pengaruh Tempat Tinggal, Lingkungan dan Motivasi terhadap tingkat ketergantungan NAPZA

			Motivasi (Y1)			tempat tinggal (X1)			Lingkungan (X2)		
			coba	ada masalah	lain	rmh sendiri	rmh family	kos/kontrak	Perkampungan	pusat kota	real estate
Efek Langsung	Ketergantungan (Y2)	rendah	0.9148	0.9267	1.1711	0.8886	1.9438	1.4283	0.7222	1.7965	5.1147
		sedang	1.0281	1.0239	0.9521	1.0374	0.8134	0.8951	1.1064	0.8336	0.6022
		tinggi	1.1554	1.1313	0.7740	1.2110	0.3404	0.5609	1.6952	0.3868	0.0709
Efek Tidak Langsung	Ketergantungan (Y2)	rendah				1.0875	1.0637	1.1192	1.0871	1.1178	1.1087
		sedang				0.9743	0.9809	0.9656	0.9744	0.9659	0.9685
		tinggi				0.8729	0.9047	0.8330	0.8734	0.8348	0.8460

Model Analisis Jalur Data 3

$$Y_{11} = 0.881 X_{1111} + 1.7591 X_{1112} + 0.7577 X_{1113} + 1.0946 X_{1211} + 0.7473 X_{1212} + 0.7287 X_{1213}$$

$$Y_{12} = 1.6531 X_{1121} + 0.7125 X_{1122} + 1.3677 X_{1123} + 0.9251 X_{1221} + 1.1268 X_{1222} + 1.5102 X_{1223}$$

$$Y_{13} = 0.8259 X_{1131} + 0.6311 X_{1132} + 1.1246 X_{1133} + 0.9467 X_{1231} + 1.3046 X_{1232} + 1.1014 X_{1233}$$

$$Y_{21} = 0.8886 X_{2111} + 1.9438 X_{2112} + 1.4283 X_{2113} + 0.7222 X_{2211} + 1.7965 X_{2212} + 5.1147 X_{2213} + 0.9148 Y_{2111} + 0.9267 Y_{2112} + 1.1711 Y_{2113}$$

$$\begin{aligned}
Y_{22} &= 1.0374 X_{1121} + 0.8134 X_{1122} + 0.8951 X_{1123} + 1.1064 X_{1221} \\
&\quad + 0.8336 X_{1222} + 0.6022 X_{1223} + 1.0281 Y_{2121} \\
&\quad + 1.0239 Y_{2122} + 0.9521 Y_{2123} \\
Y_{23} &= 1.2110 X_{1131} + 0.3404 X_{1132} + 0.5609 X_{1133} + 1.6952 X_{1231} \\
&\quad + 0.3868 X_{1232} + 0.0709 X_{1233} + 1.1554 Y_{2131} \\
&\quad + 1.1313 Y_{2132} + 0.7740 Y_{2133}
\end{aligned}$$

Tabel 4.10 mengenai pengaruh langsung Motivasi pada Ketergantungan menunjukkan bahwa Motivasi Ingin Mencoba dan Ada Masalah akan menyebabkan tingkat Ketergantungan yang Tinggi. Sebaliknya, Motivasi Lain-lain menyebabkan tingkat Ketergantungan yang Rendah. Hal ini ditunjukkan semakin menurunnya tingkat Ketergantungan yang disebabkan Motivasi Lain-lain. Selanjutnya mengenai pengaruh Langsung Tempat Tinggal pada tingkat Ketergantungan dapat diketahui bahwa pecandu yang tinggal di rumah sendiri akan mempunyai tingkat Ketergantungan Tinggi. Sama halnya dengan Tempat Tinggal Rumah Sendiri, Lingkungan Perkampungan menyebabkan tingkat Ketergantungan yang tinggi pula. Kedua hal ini dapat dilihat dengan naiknya *odds ratio* pada setiap peningkatan kategori Ketergantungan. Pengaruh tidak Langsung Tempat Tinggal dan Lingkungan mempunyai sifat yang sama dengan pengaruh Langsung Tempat Tinggal dan Lingkungan.

D. Uji Kesesuaian Model

Koefisien Determinasi (R_m^2) untuk data 3 adalah sebagai berikut. Sedangkan untuk perhitungan lengkap R_m^2 terdapat pada Lampiran 11.

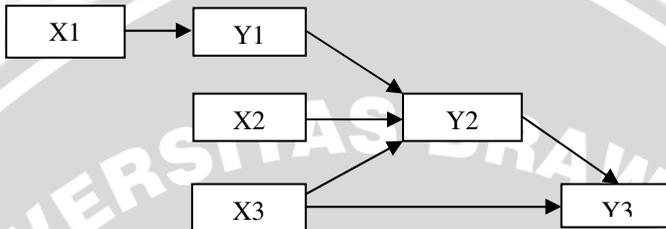
$$\begin{aligned}
R_m^2 &= 1 - P_{e1}^2 P_{e2}^2 \\
P_{ei}^2 &= 1 - R_{McFadden(i)}^2 \\
R_m^2 &= 1 - (1 - 0.0239)(1 - 0.0902) \\
&= 0.1119
\end{aligned}$$

4.4. Analisis Jalur Data 4

A. Diagram Jalur

Berdasarkan konsep dan teori didapatkan dua hubungan dalam data 4. Hubungan 1 adalah pengaruh Jantung Koroner pada Orang Tua (X_1) terhadap Kerja Keras Mental (Y_1). Hubungan 2 adalah

pengaruh Kerja Keras Mental (Y_1), Kerja Keras Fisik (X_2) dan Merokok (X_3) terhadap Rasio Lipoprotein (Y_2). Hubungan 3 adalah pengaruh Merokok (X_3) dan Rasio Lipoprotein (Y_2) terhadap Tekanan Darah Systolic (Y_3).



Gambar 4.4. Diagram Jalur Data 4

B. Pendugaan Parameter Regresi Logistik

Berdasarkan diagram jalur pada Gambar 4.4 terdapat tiga variabel endogen, sehingga akan dihasilkan tiga pendugaan parameter regresi logistik.

- a. Hubungan 1, Jantung Koroner pada Orang Tua (X_1) mempengaruhi Kerja Keras Mental (Y_1)

$$\pi_{y_1}(x_1) = \frac{\exp(-0.3541 - 0.2925x_{12})}{1 + \exp(-0.3541 - 0.2925x_{12})}$$

- b. Hubungan 2, Kerja Keras Fisik (X_2), Merokok (X_3), Kerja Keras Mental (Y_1) mempengaruhi Rasio Lipoprotein (Y_2)

$$\pi_{y_2}(x_2, x_3, y_1) = \frac{\exp(-0.504 - 0.2901x_{22} + 0.4561x_{32} + 0.2716y_{12})}{1 + \exp(-0.504 - 0.2901x_{22} + 0.4561x_{32} + 0.2716y_{12})}$$

- c. Hubungan 2, Merokok (X_3), Rasio Lipoprotein (Y_2) mempengaruhi Tekanan Darah Systolic (Y_3)

$$\pi_{y_3}(x_3, y_2) = \frac{\exp(-0.2878 - 0.3534x_{32} + 0.3785y_{22})}{1 + \exp(-0.2878 - 0.3534x_{32} + 0.3785y_{22})}$$

C. Efek Langsung, Tidak Langsung dan Interpretasi

Setelah didapatkan model regresi logistik untuk setiap hubungan pada masing-masing data, didapatkan hasil efek langsung dan tidak langsung yang dapat dilihat pada Tabel 4.8, 4.9 dan 4.10. Selanjutnya, berdasarkan efek-efek pada Tabel 4.8, 4.9 dan 4.10, dapat dibentuk model analisis jalur untuk data 4.

Tabel 4.8. Efek langsung Analisis Jalur data 4 Hubungan 1 yaitu pengaruh Jantung Koroner orang tua terhadap Kerja Keras Mental.

			j_k_ortu (X1)	
			tidak	ya
Efek Langsung	k_k_mental (Y1)	tidak ya	1.0176	0.8993
			0.9764	1.1561

Tabel 4.9. Efek langsung Analisis Jalur data 4 Hubungan 2 yaitu pengaruh Merokok, Kerja Keras Fisik, Kerja Keras Mental terhadap Rasio Lipoprotein.

			Merokok (X3)		k_k_fisik (X2)		k_k_mental (Y1)	
			tidak	ya	tidak	ya	tidak	ya
Efek Langsung	Rasio lipoprotein (Y2)	<140	1.0968	0.9040	0.9408	1.0638	1.0498	0.9357
		≥140	0.8819	1.1471	1.0865	0.9193	0.9359	1.0946

Tabel 4.10. Efek langsung dan tidak langsung Analisis Jalur data 4 Hubungan 3 yaitu pengaruh Rasio Lipoprotein, Merokok terhadap Tekanan Darah Systolic.

			r_lipoprotein (Y2)		Merokok (X3)	
			<140	≥140	tidak	ya
Efek Langsung	tekanan darah systolic (Y3)	<3	1.0709	0.9109	1.1016	0.8998
		≥3	0.9123	1.1319	0.9303	1.0821
Efek Tidak Langsung	tekanan darah systolic (Y3)	<3			1.0075	0.9919
		≥3			0.9901	1.0109

Model Analisis Jalur Data 4

$$\begin{aligned}
 Y_{11} &= 1.0176 X_{1111} + 0.8993 X_{1112} \\
 Y_{12} &= 0.9764 X_{1121} + 1.1561 X_{1122} \\
 Y_{21} &= 0.9408 X_{2211} + 1.0638 X_{2212} + 1.0968 X_{2311} + 0.9040 X_{2312} \\
 &\quad + 1.0498 Y_{2111} + 0.9357 Y_{2112} \\
 Y_{22} &= 1.0865 X_{2221} + 0.9193 X_{2222} + 0.8819 X_{2321} + 1.1471 X_{2322} \\
 &\quad + 0.9359 Y_{2121} + 1.0946 Y_{2122} \\
 Y_{31} &= 1.1016 X_{3311} + 0.8998 X_{3312} + 1.0709 Y_{3211} + 0.9109 Y_{3212} \\
 Y_{32} &= 0.9303 X_{3321} + 1.0821 X_{3322} + 0.9123 Y_{3221} + 1.1319 Y_{3222}
 \end{aligned}$$

Berdasarkan Tabel 4.13 Efek Analisis Jalur Hubungan 3, dapat dilihat bahwa pengaruh Langsung Merokok, yaitu *odds ratio* Tekanan Darah Systolic (≥ 3) terhadap rata-rata keseluruhan Tekanan Darah Systolic pada Merokok (Ya) adalah 1.0821 daripada rata-rata keseluruhan Merokok. Terakhir, untuk pengaruh tidak langsung Merokok pada Tekanan Darah Systolic, dapat dilihat bahwa nilai *odds ratio* yang dihasilkan lebih mendekati satu daripada pengaruh langsung Merokok pada Tekanan Darah Systolic. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa pengaruh langsung Merokok pada Tekanan Darah Systolic lebih besar daripada pengaruh tidak langsung Merokok pada Tekanan Darah Systolic.

D. Uji Kesesuaian Model

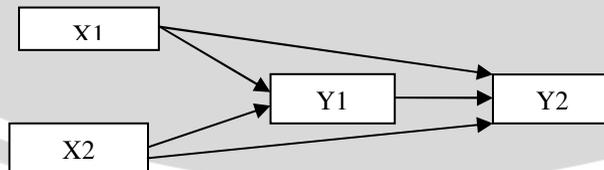
Koefisien Determinasi (R_m^2) untuk data 4 adalah sebagai berikut. Sedangkan untuk perhitungan lengkap R_m^2 terdapat pada Lampiran 11.

$$\begin{aligned}
 R_m^2 &= 1 - P_{e1}^2 P_{e2}^2 P_{e3}^2 \\
 P_{ei}^2 &= 1 - R_{McFadden(i)}^2 \\
 R_m^2 &= 1 - (1 - 0.0019)(1 - 0.0177)(1 - 0.0106) \\
 &= 0.0299
 \end{aligned}$$

4.5. Analisis Jalur Data 5

A. Diagram Jalur

Berdasarkan konsep dan teori didapatkan dua hubungan dalam data 5. Hubungan 1 adalah pengaruh Status Keanggotaan pada waktu 1 (X_1) dan Sikap terhadap Kelompok pada waktu 1 (X_2) terhadap Status Keanggotaan pada waktu 2 (Y_1). Hubungan 2 adalah pengaruh Status Keanggotaan pada waktu 1 (X_1), Sikap mengenai Kelompok pada waktu 1 (X_2) dan Status Keanggotaan pada waktu 2 (Y_1) terhadap Sikap mengenai Kelompok pada waktu 2 (Y_2).



Gambar 4.5. Diagram Jalur Data 5

B. Pendugaan Parameter Regresi Logistik

Berdasarkan diagram jalur pada Gambar 4.5 terdapat dua variabel endogen, sehingga akan dihasilkan dua pendugaan parameter regresi logistik.

- a. Hubungan 1, Status Keanggotaan 1 (X_1), Sikap mengenai Kelompok 1 (X_2) mempengaruhi Status Keanggotaan 2 (Y_1)

$$\pi_{y_1}(x_1, x_2) = \frac{\exp(1.3317 - 2.4788x_{12} - 0.4366x_{22})}{1 + \exp(1.3317 - 2.4788x_{12} - 0.4366x_{22})}$$

- b. Hubungan 2, Status Keanggotaan 1 (X_1), Sikap mengenai Kelompok 1 (X_2), Status Keanggotaan 2 (Y_1) mempengaruhi Sikap mengenai Kelompok 2 (Y_2)

$$\pi_{y_2}(x_1, x_2, y_1) = \frac{\exp(1.1334 - 0.1521x_{12} - 1.1584x_{22} - 0.336y_{12})}{1 + \exp(1.1334 - 0.1521x_{12} - 1.1584x_{22} - 0.336y_{12})}$$

C. Efek Langsung, Tidak Langsung dan Interpretasi

Setelah didapatkan model regresi logistik untuk setiap hubungan pada masing-masing data, didapatkan hasil efek langsung dan tidak langsung yang dapat dilihat pada Tabel 4.11 dan 4.12. Selanjutnya, berdasarkan efek-efek pada Tabel 4.11 dan 4.12, dapat dibentuk model analisis jalur untuk data 5.

Tabel 4.11. Efek langsung Analisis Jalur data 5 Hubungan 1 yaitu pengaruh Status Keanggotaan waktu 1, sikap waktu 1, terhadap Keanggotaan waktu 2.

			Sikap 1 (X2)		Keanggotaan 1 (X1)	
			dukung	tidak	dalam	luar
Efek Langsung	Keanggotaan 2 (Y1)	dalam	0.8878	1.1491	0.3973	1.7160
		luar	1.0865	0.9085	1.8984	0.6873

Tabel 4.12. Efek langsung dan tidak langsung Analisis Jalur data 5 Hubungan 2 yaitu pengaruh Status Keanggotaan waktu 1, waktu 2, sikap waktu 1, terhadap Sikap waktu 2.

			Keanggotaan 2 (Y1)		Sikap 1 (X2)		Keanggotaan 1 (X1)	
			dalam	luar	dukung	tidak	dalam	luar
Efek Langsung	Sikap 2 (Y2)	dukung	0.9185	1.0608	0.7937	1.3087	0.9598	1.0243
		tidak	1.1196	0.9250	1.3553	0.7012	1.0565	0.9685
Efek Tidak Langsung	Sikap 2 (Y2)	dukung			0.9910	1.0101	0.9204	1.0502
		tidak			1.0111	0.9871	1.1163	0.9371

Model analisis jalur data 5

$$\begin{aligned}
 Y_{11} &= 0.3973 X_{1111} + 1.7160 X_{1112} + 0.8878 X_{1211} + 1.1491 X_{1212} \\
 Y_{12} &= 1.8984 X_{1121} + 0.6873 X_{1122} + 1.0865 X_{1221} + 0.9085 X_{1222} \\
 Y_{21} &= 0.9598 X_{2111} + 1.0243 X_{2112} + 0.7937 X_{2211} + 1.3087 X_{2212} \\
 &\quad + 0.9185 Y_{2111} + 1.0608 Y_{2112} \\
 Y_{22} &= 1.0565 X_{1121} + 0.9685 X_{1122} + 1.3553 X_{1221} + 0.7012 X_{1222} \\
 &\quad + 1.1196 Y_{2121} + 0.9250 Y_{2122}
 \end{aligned}$$

Berdasarkan Tabel 4.14 Efek Analisis Jalur Hubungan 1, dapat disimpulkan bahwa pengaruh langsung anak yang berada di luar Keanggotaan waktu 1 akan berada di dalam Keanggotaan pada Waktu 2. Hal ini ditunjukkan dengan *odds ratio* Keanggotaan 2 (Dalam) terhadap rata-rata Keanggotaan 2 pada Keanggotaan 1 (Luar) adalah 1.716 kali lebih tinggi daripada rata-rata Keanggotaan 1.

D. Uji Kesesuaian Model

Koefisien Determinasi (R_m^2) untuk data 3 adalah sebagai berikut. Sedangkan untuk perhitungan lengkap R_m^2 terdapat pada Lampiran 11.

$$\begin{aligned}
 R_m^2 &= 1 - P_{e1}^2 P_{e2}^2 \\
 P_{ei}^2 &= 1 - R_{McFadden(i)}^2 \\
 R_m^2 &= 1 - (1 - 0.2311)(1 - 0.0694) \\
 &= 0.2845
 \end{aligned}$$

4.6. Pembahasan

Efek langsung dan efek tidak langsung dari analisis jalur variabel endogen kategorik bernilai antara 0 sampai tak hingga. Hal ini dikarenakan efek langsung dan tidak langsung pada analisis jalur variabel endogen kategorik adalah *odds ratio* dari regresi logistik. Jadi semakin mendekati nilai satu maka semakin kecil pengaruh suatu kategori pada variabel eksogen terhadap kategori tertentu pada variabel endogen.

Berdasarkan hasil yang didapatkan, dapat diambil contoh untuk interpretasi. Misal data 1, efek langsung Jurusan (biologi) terhadap Topik (Lain-lain). *Odds ratio* Jurusan (Biologi) terhadap Topik (Lain-lain) bernilai 1.3607, artinya kemungkinan Topik (Lain-lain)

terhadap rata-rata Topik pada Jurusan (Biologi) adalah 1.3607 kali lebih tinggi daripada rata-rata Jurusan. Dengan kata lain, mahasiswa Jurusan (Biologi) lebih memilih Topik mengenai Lain-lain. Sedangkan efek tidak langsung Jurusan (Biologi) terhadap Topik (Lain-lain) melalui variabel Organisasi bernilai 0.9773, hal ini menunjukkan bahwa pengaruh tidak langsung nya kecil. Nilai kurang dari 1 menunjukkan bahwa dengan melalui variabel Organisasi menyebabkan mahasiswa Jurusan (Biologi) tidak memilih Topik (Lain-lain).

Dengan demikian interpretasi efek langsung dan tidak langsung adalah sebagai berikut. Misalnya, variabel endogen mempunyai dua kategori (1 dan 2). Sehingga dihasilkan dua persamaan. Di mana persamaan 1 menunjukkan seberapa besar kategori 1 akan terpilih dan persamaan 2 menunjukkan seberapa besar kategori 2 akan terpilih. Pada masing-masing persamaan tersebut terdapat satu nilai efek suatu kategori A dari variabel eksogen. Misalkan pada persamaan 1 efek kategori A pada variabel eksogen bernilai lebih dari 1, sedangkan pada persamaan 2 efek kategori A pada variabel eksogen bernilai kurang dari 1. Jadi, jika kategori A pada variabel eksogen terjadi, maka kategori pada variabel endogen yang dihasilkan adalah kategori 1.

Tabel 4.13. Uji Kesesuaian Model

Data	Model Hubungan	R^2_m	$R^2_{McFadden}$	PKK(%)	<i>P-Value</i>
1	1	0.0487	0.0228	64.9	1.000
	2		0.0265	32.2	0.219
2	1	0.0192	0.0000	73.9	-
	2		0.0059	52.1	0.571
	3		0.0134	41.1	0.637
3	1	0.1119	0.0239	43.0	0.088
	2		0.0902	46.6	0.537
4	1	0.0299	0.0019	57.7	-
	2		0.0177	59.3	0.887
	3		0.0106	57.2	0.243
5	1	0.2845	0.2311	78.1	0.989
	2		0.0694	64.8	0.952

Koefisien Determinasi (R_m^2) dapat digunakan untuk mengetahui sejauh mana suatu alat ukur dapat mengukur apa yang diukur pada analisis jalur. Berbeda dengan R_m^2 pada analisis jalur pada umumnya, R_m^2 pada analisis jalur variabel endogen kategorik tersusun dari $R_{McFadden}^2$ di mana $R_{McFadden}^2$ adalah R^2 dari regresi logistik.

Berdasarkan Tabel 4.13, dapat dilihat bahwa nilai R_m^2 yang dihasilkan adalah kecil. Oleh karena itu diperlukan uji kesesuaian model yang lain. Uji kesesuaian model setiap model regresi logistik pada masing-masing data digunakan statistik Pearson, Deviance dan Hosmer-Lemeshow yang perhitungannya terdapat pada Lampiran 12 sampai 16. Hipotesis yang digunakan adalah terima H_0 jika $\chi_{hitung}^2 < \chi_{tabel}^2$ yang berarti model yang dihasilkan sesuai. Selanjutnya dengan membandingkan nilai $R_{McFadden}^2$ yang merupakan penyusun R_m^2 dengan Persen Ketepatan Klasifikasi (PKK) yang perhitungannya terdapat pada Lampiran 17 sampai 21. Misalnya Data 1 Model Hubungan 1 yaitu Jurusan terhadap Status Keorganisasian, PKK = 64.9 % artinya adalah model dengan seluruh variabel di dalamnya, mampu mengklasifikasi dengan tepat 64.9% data, akan lebih bermakna daripada $R_{McFadden}^2 = 2.3%$ yang berarti model dapat menjelaskan keragaman data sebesar 2.3%. Namun di sisi lain misalnya pada Data 1 Model Hubungan 2 yaitu Jurusan, Status Keorganisasian terhadap Topik, PKK bernilai 32.2% dan $R_{McFadden}^2 = 2.7%$. Hal ini menunjukkan ketidak konsistenan di antara $R_{McFadden}^2$ dengan PKK. Selanjutnya, jika dibandingkan R_m^2 dengan PKK, misalnya Data 2 dengan Data 5, mempunyai nilai R_m^2 yang berbeda jauh, padahal nilai PKK yang dihasilkan pada kedua data tidak berbeda jauh. Sedangkan apabila dibandingkan antara $R_{McFadden}^2$ dengan *p-value* statistik uji Pearson, Deviance dan Hosmer-Lemeshow, juga tidak didapatkan kekonsistenan di antara kedua uji kesesuaian model. Misal pada Data 1 model hubungan 1 dan 2, pada saat $R_{McFadden}^2 = 2.3%$, *p-value*=1, pada saat $R_{McFadden}^2 = 2.7%$ *p-value*=0.219. Maka hal ini menunjukkan ketidak konsistenan kedua uji kesesuaian model yaitu antara $R_{McFadden}^2$ dengan *p-value* statistik uji Pearson, Deviance dan Hosmer-Lemeshow.

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Kesimpulan yang dapat diambil dari penelitian ini adalah:

1. Efek langsung dan tidak langsung pada analisis jalur variabel endogen kategorik adalah *odds ratio* dari regresi logistik (bernilai nol sampai tak hingga). Interpretasi efek langsung dan tidak langsung adalah sebagai berikut. Misalnya, variabel endogen mempunyai dua kategori (1 dan 2). Sehingga dihasilkan dua model persamaan. Di mana persamaan 1 menunjukkan seberapa besar kategori 1 akan terpilih dan persamaan 2 menunjukkan seberapa besar kategori 2 akan terpilih. Pada masing-masing persamaan tersebut terdapat satu nilai efek suatu kategori A dari variabel eksogen. Misalkan pada persamaan 1 efek kategori A pada variabel eksogen bernilai lebih dari 1, sedangkan pada persamaan 2 efek kategori A pada variabel eksogen bernilai kurang dari 1. Jadi, jika kategori A terjadi pada variabel eksogen, maka kategori pada variabel endogen yang dihasilkan adalah kategori 1.
2. Ada 3 uji kesesuaian model yang digunakan pada penelitian ini yaitu statistik uji Pearson, Deviance dan Hosmer-Lemeshow, Persen Ketepatan Klasifikasi (PKK) dan Koefisien Determinasi (R_m^2) di mana Koefisien Determinasi (R_m^2) pada analisis jalur variabel endogen kategorik tersusun dari $R_{McFadden}^2$ di mana $R_{McFadden}^2$ adalah R^2 dari regresi logistik. Berdasarkan hasil dan pembahasan ketiga uji kesesuaian model, dapat disimpulkan bahwa tidak ada kekonsistenan di antara ketiga uji kesesuaian model.

5.2. Saran

Berdasarkan hasil dan pembahasan ketiga uji kesesuaian model, dapat disimpulkan bahwa tidak ada kekonsistenan di antara ketiga uji kesesuaian model. Oleh karena itu perlu dilakukan penelitian lebih lanjut mengenai uji kesesuaian model untuk analisis jalur variabel endogen kategorik.

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



DAFTAR PUSTAKA

- Abreu, M.N.S., Siquera, A.L., Cardoso, C.S. and Caiaffa, W.T. 2008. *Ordinal logistic regression models: application in quality of life studies*. Cad. Saude Publica. Rio de Janeiro. Vol.24 pp581-591. <http://www.scielo.br/pdf/csp/v24s4/10.pdf>. tanggal akses, 9 Oktober 2009.
- Agresti, A. 1990. *Categorical Data Analysis*. John Willey & Sons. New York.
- Ananth, C.V. and Klienbaum, D.G. 1997. *Regression Models for Ordinal Responses: A Review of Methods and Applications*. International Journal of Epidemiology. Vol. 26 pp1323-1333. <http://ije.oxfordjournals.org/cgi/reprint/26/6/1323.pdf>. tanggal akses, 9 Oktober 2009.
- Bullmore, E., Horwitz, B., Honey, G., brammer, M., Williams, S. and Sharma, T. 2000. *How Good Is Good Enough in Path Analysis of fMRI Data?* Tanggal akses 17Maret 2009.
- Dobra, A. and Fienberg, S.E. 2001. *Bounding Entries in Multi-way Contingency Tables Given a Set of Marginal Totals*. Department of Statistics and Center for automated Learning and Discovery Carnegie Mellon University, Pittsburgh. <http://www.isds.duke.edu/~adobra/DF-IsraelProceedings.pdf>. Tanggal akses: 1 Oktober 2009.
- Drapper, N and Smith, H. 1992. *Analisis Regresi Terapan*. Alih Bahasa oleh Sumantri, B. PT Gramedia Pustaka Utama, Jakarta.
- Eshima, N. and Tabata, M. 1999. *Effect Analysis in Loglinear Model Approach to Path Analysis of Categorical Variables*. Behaviormetrika. Vol.26, No.2, pp221-233. <http://www.journalarchive.jst.go.jp/jnlpdf.php?cdjournal=bh>

[mk1974&cdvol=26&noissue=2&startpage=221&lang=en&from=jnlabstract](http://www.scribd.com/doc/1974&cdvol=26&noissue=2&startpage=221&lang=en&from=jnlabstract). Tanggal akses 27 Mei 2009.

Eshima, N., Tabata M. and Zhi G. 2001. *Path Analysis With Logistic Regression Models*. Journal Japan Statistic Social. Vol.31 No.1 2001, 1-14.
<http://www.scipress.org/journals/jjss/pdf/3101/31010001.pdf>
Tanggal akses: 17 April 2009

Fahrmeir, L. and Gerhard, T. 1994. *Multivariate Statistical Modelling Based on GLM*. John Wiley & Sons, New York.

Garson, G.D. 2008. *Path Analysis*.
<http://faculty.chass.ncsu.edu/garson/PA765/path.htm>
Tanggal akses: April 2009

Goodman, L.A. 1973. *The Analysis of Multidimensional Contingency Tables when some Variabels are posterior to others: a modified path analysis approach*. Biometrika Vol.60, pp.179.

Gujarati, D. 1995. *Ekonometrika Dasar*. Alih Bahasa oleh Zain, S. Erlangga. Jakarta.

Hair, J.R., Black, W.J., Babin, B.J, Anderson, R.E. and Tatham, R.L., 2006. *Multivariate Data Analysis*. Prentice Hall Inc. New Jersey..

Hosmer, D.W. and Lemeshow, S. 2000. *Applied Logistik Regression*. John Wiley & Sons, New York.

Huang, B., Tornhill N., Shah S. and Shook D. 2002. *Path Analysis For Process Troubleshooting*.
http://eprints.ucl.ac.uk/494/1/HuangEtAl_AdConIP_2002.pdf
f. Tanggal akses: 17 April 2009

Kutner, M. 2005. *Applied Linear Regression Model*. 4th edition. Mc Graw Hill Companies, Inc. New York.

- Park, H.M. 2009. *Regression Models for Binary Dependent Variabels Using Stata, SAS, R, LIMDEP, and SPSS**. University Information Technology Services Center for Statistical and Mathematical Computing Indiana University. <http://www.indiana.edu/~statmath/stat/all/cdvm/cdvm.pdf>. Tanggal akses: 29 desember 2009.
- Plubin, B., Techapunratanakul, N. 2006. *Ordinal Regression Analysis in Factors Related to Sensorial Hearing Loss of the Employees in Industrial Factory in Lampang Thailand*. Department of Statistics, Chiangmai University, Thailand. <http://math.usm.my/research/OnlineProc/ST50.pdf>. Tanggal akses: 29 desember 2009.
- Pujiati, S.A. 2008. *Penerapan Metode Tabel Kontingensi dan Model Log Linear Untuk Mengetahui Hubungan Antara Status Sekolah, Jumlah Guru Berpendidikan S1 dan Angka Mengulang pada Siswa SD*. Program Magister Jurusan Statistika FMIPA – ITS. <http://blog.its.ac.id/suherminstatistikaitsacid/files/2008/09/pe nerapan-Tabel-kontingensi-dan-model-log-linear.pdf>. Tanggal akses 19 Juni 2009.
- Puspitasari, D.K. 2004. *Kajian Penggunaan Model Loglinier Ordinal pada Tabel Kontingensi Empat Dimensi*. Fakultas MIPA. Universitas Brawijaya. Malang. Tidak dipublikasikan.
- Riduwan dan Kuncoro E.A. 2008. *Cara Menggunakan dan Memakai Analisis Lintas*. Alfabeta, Bandung.
- Rudner, L.M. 2002. *Expected Classification Accuracy*. University of Maryland. <http://echo.edres.org:8080/~rudner/papers/classacc4.pdf>. Tanggal akses 23 April 2010.
- Rupert, M.G., Cannon, S.H., Gartner, J.E., Michael, J.A. and Helsel, D.R. 2006. *Using Logistic Regression to Predict the Probability of Debris Flows in Areas Burned by Wildfires*,

Southern California, 2003–2006. Sciences for changing world. http://pubs.usgs.gov/of/2008/1370/pdf/OF08-1370_508.pdf. Tanggal akses: 29 desember 2009.

Sastrosupadi, A. 2003. *Penggunaan regresi, Korelasi, Koefisien Lintas, dan Analisis Linas untuk Penelitian Bidang Pertanian*. Bayumedia, Malang.

Senol, S. and Ulutagay, G. 2006. *Logistic Regression Analysis to Determine the Factors that Affect “Green Card” Usage for Health Services*. JFS, Vol.29 pp18-26. Tanggal akses 18 Maret 2009.

Solimun, 2005. *Kisi-kisi Analisis Data*. Fakultas MIPA Universitas Brawijaya. Malang.

Sprent, P. 1991. *Metode Statistika Nonparametrik*. Terjemahan Erwin.R.Osman. UI Press, Jakarta.

Whittemore, A.S. 1995. *Logistic Regression of family data from case-control studies*. Biometrika. Vol.82, pp.57-67.

Wright, S. 1960. *Path Coeficients & Path Regression: alternative or complementary concepts*. Journal of the biometrics society vol.16 no14 pp189-202.

Lampiran 1. Data 1 yaitu frekuensi mahasiswa berdasarkan jurusan, keikutsertaan dalam organisasi, dan topik yang diminati.

X1	Y1	Y2	jumlah
1	1	1	12
1	1	2	12
1	1	3	24
1	1	4	13
1	1	5	14
2	1	1	15
2	1	2	18
2	1	3	31
2	1	4	16
2	1	5	11
3	1	1	17
3	1	2	9
3	1	3	25
3	1	4	26
3	1	5	6
4	1	1	9
4	1	2	17
4	1	3	23
4	1	4	5
4	1	5	13
5	1	1	9
5	1	2	15
5	1	3	18
5	1	4	16
5	1	5	7
1	2	1	1
1	2	2	8
1	2	3	11
1	2	4	3
1	2	5	6
2	2	1	1
2	2	2	9
2	2	3	12
2	2	4	7
2	2	5	5
3	2	1	3
3	2	2	10
3	2	3	14
3	2	4	9
3	2	5	2
4	2	1	10
4	2	2	17
4	2	3	15

Lampiran 1. (lanjutan)

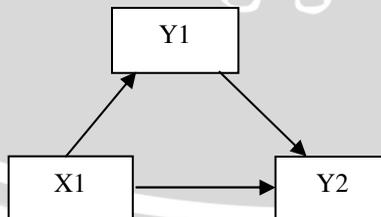
X1	Y1	Y2	jumlah
4	2	4	9
4	2	5	12
5	2	1	0
5	2	2	14
5	2	3	9
5	2	4	7
5	2	5	12

Keterangan: X1 Jurusan
 1= Biologi
 2= Kimia
 3= Fisika
 4= Matematika
 5= Statistika

X2 Organisasi
 0= tidak
 1= ikut

X3 Topik
 1= Headline
 2= Hiburan
 3= Iptek
 4= Olahraga
 5= Lainnya

Diagram Jalur Hubungan Data 1



Lampiran 2. Data 2 yaitu frekuensi seseorang wanita berdasarkan kanker ovarium pada ibu, jumlah melahirkan ibu, kanker ovarium pada wanita itu sendiri dan jumlah melahirkan seorang wanita.

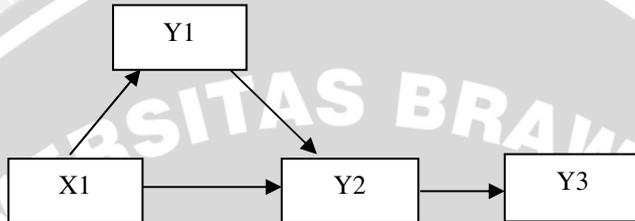
X1	Y1	Y2	Y3	jumlah
0	0	0	0	22
0	0	0	1	33
0	0	0	2	38
0	0	1	0	29
0	0	1	1	36
0	0	1	2	41
0	1	0	0	50
0	1	0	1	103
0	1	0	2	135
0	1	1	0	85
0	1	1	1	105
0	1	1	2	84
1	0	0	0	0
1	0	0	1	0
1	0	0	2	0
1	0	1	0	1
1	0	1	1	1
1	0	1	2	0
1	1	0	0	1
1	1	0	1	0
1	1	0	2	0
1	1	1	0	3
1	1	1	1	1
1	1	1	2	1

Keterangan:

X1	Kanker pada ibu	0= tidak 1= ya
Y1	jumlah melahirkan ibu	0= 1 sampai 2 1= > 3
Y2	Kanker pada seseorang	0= tidak 1= ya
Y3	jumlah melahirkan seseorang	0= nol 1= 1 sampai 2 2= > 3

Lampiran 2 (lanjutan)

Diagram Jalur Hubungan Data 2



Lampiran 3. Data 3 yaitu jumlah pecandu NAPZA berdasarkan tempat tinggal, lingkungan, motivasi dan tingkat ketergantungan.

X1	X2	Y1	Y2	jumlah
1	1	1	0	14
1	1	1	1	11
1	1	1	2	13
1	1	2	0	7
1	1	2	1	9
1	1	2	2	5
1	1	3	0	9
1	1	3	1	9
1	1	3	2	7
1	2	1	0	0
1	2	1	1	2
1	2	1	2	2
1	2	2	0	0
1	2	2	1	1
1	2	2	2	3
1	2	3	0	0
1	2	3	1	2
1	2	3	2	2
1	3	1	0	0
1	3	1	1	0
1	3	1	2	2
1	3	2	0	0
1	3	2	1	0
1	3	2	2	1
1	3	3	0	0
1	3	3	1	1
1	3	3	2	4
2	1	1	0	0
2	1	1	1	2
2	1	1	2	0
2	1	2	0	0
2	1	2	1	0
2	1	2	2	0
2	1	3	0	0
2	1	3	1	0
2	1	3	2	1
2	2	1	0	0
2	2	1	1	0
2	2	1	2	1
2	2	2	0	0
2	2	2	1	0
2	2	2	2	0

Lampiran 3. (lanjutan)

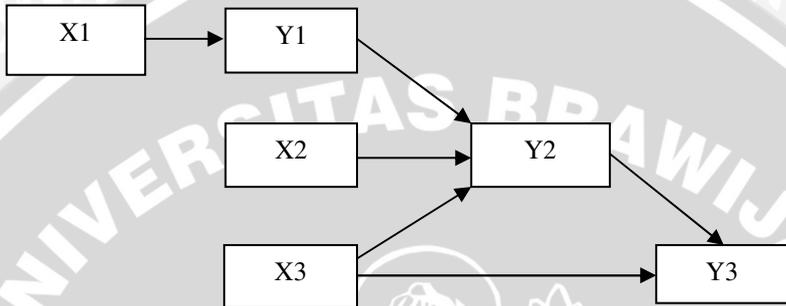
X1	X2	Y1	Y2	jumlah
2	2	3	0	0
2	2	3	1	0
2	2	3	2	0
2	3	1	0	0
2	3	1	1	0
2	3	1	2	0
2	3	2	0	0
2	3	2	1	0
2	3	2	2	0
2	3	3	0	0
2	3	3	1	0
2	3	3	2	0
3	1	1	0	2
3	1	1	1	4
3	1	1	2	1
3	1	2	0	0
3	1	2	1	2
3	1	2	2	0
3	1	3	0	0
3	1	3	1	1
3	1	3	2	7
3	2	1	0	0
3	2	1	1	0
3	2	1	2	0
3	2	2	0	0
3	2	2	1	0
3	2	2	2	0
3	2	3	0	0
3	2	3	1	2
3	2	3	2	1
3	3	1	0	0
3	3	1	1	0
3	3	1	2	2
3	3	2	0	0
3	3	2	1	1
3	3	2	2	3
3	3	3	0	0
3	3	3	1	0
3	3	3	2	1

Lampiran 4. Data 4 jumlah pekerja pabrik berdasarkan jantung koroner orang tua, merokok, kerja keras fisik, kerja keras mental, rasio lipoprotein dan tekanan darah systolic.

X1	X2	X3	Y1	Y2	Y3	jumlah
0	0	0	0	0	0	44
0	0	0	0	0	1	35
0	0	0	0	1	0	23
0	0	0	0	1	1	24
0	0	0	1	0	0	112
0	0	0	1	0	1	80
0	0	0	1	1	0	70
0	0	0	1	1	1	73
0	0	1	0	0	0	40
0	0	1	0	0	1	12
0	0	1	0	1	0	32
0	0	1	0	1	1	25
0	0	1	1	0	0	67
0	0	1	1	0	1	33
0	0	1	1	1	0	66
0	0	1	1	1	1	57
0	1	0	0	0	0	129
0	1	0	0	0	1	109
0	1	0	0	1	0	50
0	1	0	0	1	1	51
0	1	0	1	0	0	12
0	1	0	1	0	1	7
0	1	0	1	1	0	7
0	1	0	1	1	1	7
0	1	1	0	0	0	145
0	1	1	0	0	1	67
0	1	1	0	1	0	80
0	1	1	0	1	1	63
0	1	1	1	0	0	23
0	1	1	1	0	1	9
0	1	1	1	1	0	13
0	1	1	1	1	1	16
1	0	0	0	0	0	5
1	0	0	0	0	1	4
1	0	0	0	1	0	7
1	0	0	0	1	1	4
1	0	0	1	0	0	21
1	0	0	1	0	1	11
1	0	0	1	1	0	14
1	0	0	1	1	1	13
1	0	1	0	0	0	7

Lampiran 4. (lanjutan)

Diagram Jalur Hubungan Data 4



Lampiran 5. Data 5 yaitu jumlah anak sekolah berdasarkan keanggotaan anak tersebut dalam kelompok pada wawancara waktu 1 & 2 dan sikap mengenai kelompok pada wawancara 1 & 2.

X1	X2	Y1	Y2	jumlah
0	0	0	0	458
0	0	0	1	140
0	0	1	0	110
0	0	1	1	49
0	1	0	0	171
0	1	0	1	182
0	1	1	0	56
0	1	1	1	87
1	0	0	0	184
1	0	0	1	75
1	0	1	0	531
1	0	1	1	281
1	1	0	0	85
1	1	0	1	97
1	1	1	0	338
1	1	1	1	554

Keterangan:

X1 Keanggotaan 1 0= dalam
1= luar

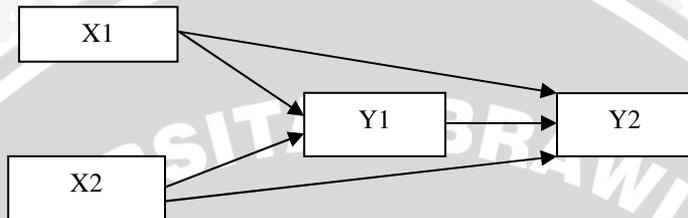
X2 Sikap 1 0= dukung
1= tidak

Y1 Keanggotaan 2 0= dalam
1= luar

Y2 Sikap 2 0= dukung
1= tidak

Lampiran 5 (lanjutan)

Diagram Jalur Hubungan Data 5



Lampiran 6. Pendugaan parameter Regresi logistik Data 1.

Logistic Regression Table					
Predictor	Coef	SE Coef	Z	P	Odds Ratio
Constant	-0.9502	0.2187	-4.35	0.000	
jur1					
2	-0.0343	0.2970	-0.12	0.908	0.97
3	0.1689	0.2936	0.58	0.565	1.18
4	0.8886	0.2804	3.17	0.002	2.43
5	0.5135	0.2950	1.74	0.082	1.67
Log-Likelihood = -371.730					
Test that all slopes are zero: G = 17.321, DF = 4, P-Value = 0.002					

Logistic Regression Table					
Predictor	Coef	SE Coef	Z	P	Odds Ratio
Logit 1: (4/5)					
Constant	-0.1146	0.3476	-0.33	0.742	
jur					
2	0.5844	0.4680	1.25	0.212	1.79
3	1.7206	0.5168	3.33	0.001	5.59
4	-0.2786	0.4781	-0.58	0.560	0.76
5	0.4535	0.4586	0.99	0.323	1.57
org					
2	-0.3731	0.3066	-1.22	0.224	0.69
Logit 2: (3/5)					
Constant	0.6503	0.2930	2.22	0.026	
jur					
2	0.4276	0.4058	1.05	0.292	1.53
3	1.0423	0.4795	2.17	0.030	2.84
4	-0.0766	0.3855	-0.20	0.842	0.93
5	-0.1757	0.4117	-0.43	0.669	0.84
org					
2	-0.3047	0.2733	-1.11	0.265	0.74
Logit 3: (2/5)					
Constant	-0.0423	0.3310	-0.13	0.898	
jur					
2	0.5238	0.4468	1.17	0.241	1.69
3	0.8573	0.5273	1.63	0.104	2.36
4	0.2807	0.4163	0.67	0.500	1.32
5	0.4090	0.4338	0.94	0.346	1.51
org					
2	0.1230	0.2846	0.43	0.666	1.13

Lampiran 6. (lanjutan)

Logit 4: (1/5)

Constant	-0.1832	0.3675	-0.50	0.618	
jur					
2	0.4268	0.5051	0.85	0.398	1.53
3	1.4007	0.5532	2.53	0.011	4.06
4	0.3599	0.4773	0.75	0.451	1.43
5	-0.2171	0.5436	-0.40	0.690	0.80
org					
2	-1.0910	0.3669	-2.97	0.003	0.34

Log-likelihood = -892.611

Test that all slopes are zero: G = 48.494, DF = 20, P-Value = 0.000



Lampiran 7. Pendugaan parameter Regresi logistik Data 2.

Logistic Regression Table					
Predictor	Coef	SE Coef	Z	P	Odds Ratio
Constant	-1.03820	0.08249	-12.59	0.000	
X1					
1	-0.0604	0.8207	-0.07	0.941	0.94

Log-Likelihood = -441.783
 Test that all slopes are zero: G = 0.005, DF = 1, P-Value = 0.941

Logistic Regression Table					
Predictor	Coef	SE Coef	Z	P	Odds Ratio
Constant	-0.1353	0.1419	-0.95	0.340	
X11					
1	-1.953	1.072	-1.82	0.068	0.14
Y11					
1	0.1867	0.1649	1.13	0.258	1.21

Log-Likelihood = -529.857
 Test that all slopes are zero: G = 6.315, DF = 2, P-Value = 0.043

Logistic Regression Table					
Predictor	Coef	SE Coef	Z	P	Odds Ratio
Const (1)	-1.4302	0.1615	-8.86	0.000	
Const (2)	0.1657	0.1522	1.09	0.276	
Y222					
1	0.5504	0.1353	4.07	0.000	1.73

Log-likelihood = -820.238
 Test that all slopes are zero: G = 22.224, DF = 3, P-Value = 0.000

Lampiran 8. Pendugaan parameter Regresi logistik Data 3.

Logistic Regression Table					
Predictor	Coef	SE Coef	Z	P	Odds Ratio
Logit 1: (2/3)					
Constant	-0.3738	0.2467	-1.52	0.130	
X1					
2	-0.923	1.196	-0.77	0.440	0.40
3	0.4594	0.5119	0.90	0.369	1.58
X2					
2	0.7024	0.6381	1.10	0.271	2.02
3	0.5583	0.7035	0.79	0.427	1.75
Logit 2: (1/3)					
Constant	-0.6576	0.2709	-2.43	0.015	
X1					
2	-0.1354	0.4586	-0.29	0.778	0.87
3	-0.0388	0.6043	-0.06	0.949	0.96
X2					
2	0.5789	0.7323	0.79	0.429	1.78
3	0.8970	0.7372	1.22	0.224	2.45
Log-likelihood = -141.464					
Test that all slopes are zero: G = 6.936, DF = 8, P-Value = 0.544					

Logistic Regression Table					
Predictor	Coef	SE Coef	Z	P	Odds Ratio
Const (1)	-0.6597	0.2890	-2.28	0.022	
Const (2)	1.0641	0.2992	3.56	0.000	
X1_1					
2	-1.026	1.027	-1.00	0.318	0.36
3	-0.6221	0.4558	-1.36	0.172	0.54
X2_1					
2	-1.1945	0.5442	-2.19	0.028	0.30
3	-2.5660	0.8040	-3.19	0.001	0.08
Y1_1					
2	-0.0170	0.4346	-0.04	0.969	0.98
3	-0.3238	0.3890	-0.83	0.405	0.72
Log-likelihood = -131.861					
Test that all slopes are zero: G = 26.142, DF = 6, P-Value = 0.000					

Lampiran 9. Pendugaan parameter Regresi logistik Data 4.

Logistic Regression Table					
Predictor	Coef	SE Coef	Z	P	Odds Ratio
Constant	-0.35406	0.05109	-6.93	0.000	
X1					
1	0.2925	0.1342	2.18	0.029	1.34

Log-Likelihood = -1251.569
 Test that all slopes are zero: G = 4.732, DF = 1, P-Value = 0.030

Logistic Regression Table					
Predictor	Coef	SE Coef	Z	P	Odds Ratio
Constant	-0.5040	0.1154	-4.37	0.000	
X2					
1	-0.2901	0.1183	-2.45	0.014	0.75
X3					
1	0.45607	0.09655	4.72	0.000	1.58
Y1					
1	0.2716	0.1184	2.29	0.022	1.31

Log-Likelihood = -1232.391
 Test that all slopes are zero: G = 44.328, DF = 3, P-Value = 0.000

Logistic Regression Table					
Predictor	Coef	SE Coef	Z	P	Odds Ratio
Constant	-0.28777	0.07466	-3.85	0.000	
X3					
1	-0.35339	0.09574	-3.69	0.000	0.70
Y2					
1	0.37849	0.09635	3.93	0.000	1.46

Log-Likelihood = -1243.396
 Test that all slopes are zero: G = 26.517, DF = 2, P-Value = 0.000

Lampiran 10. Pendugaan parameter Regresi logistik Data 5.

Logistic Regression Table					
Predictor	Coef	SE Coef	Z	P	Odds Ratio
Constant	1.33165	0.07633	17.45	0.000	
X1					
2	-2.47877	0.08531	-29.06	0.000	0.08
X2					
2	-0.43658	0.08400	-5.20	0.000	0.65
Log-Likelihood = -1768.185					
Test that all slopes are zero: G = 1062.700, DF = 2, P-Value = 0.000					

Logistic Regression Table					
Predictor	Coef	SE Coef	Z	P	Odds Ratio
Constant	1.13337	0.07286	15.56	0.000	
X1					
2	-0.15208	0.09006	-1.69	0.091	0.86
X2					
2	-1.15843	0.07297	-15.88	0.000	0.31
Y1					
2	-0.33598	0.08835	-3.80	0.000	0.71
Log-Likelihood = -2161.678					
Test that all slopes are zero: G = 322.611, DF = 3, P-Value = 0.000					

Lampiran 11. Perhitungan R^2 McFadden

Data 1. Koefisien determinasi total dengan R^2 .

$$R_m^2 = 1 - P_{e1}^2 P_{e2}^2$$

$$P_{ei}^2 = 1 - R_{McFadden(i)}^2$$

$$R_{McFadden(1)}^2 = 1 - \frac{-371.730}{-380.391}$$
$$= 0.0228$$

$$R_{McFadden(2)}^2 = 1 - \frac{892.611}{916.858}$$
$$= 0.0265$$

$$R_m^2 = 1 - (1 - 0.0228)(1 - 0.0265)$$
$$= 0.0487$$

Data 2. Koefisien determinasi total dengan R^2 .

$$R_m^2 = 1 - P_{e1}^2 P_{e2}^2 P_{e3}^2$$

$$P_{ei}^2 = 1 - R_{McFadden(i)}^2$$

$$R_{McFadden(1)}^2 = 1 - \frac{-441.783}{-441.786}$$
$$= 0.000006$$

$$R_{McFadden(2)}^2 = 1 - \frac{-529.857}{-533.0145}$$
$$= 0.0059$$

$$R_{McFadden(3)}^2 = 1 - \frac{-820.238}{-831.35}$$
$$= 0.0134$$

$$R_m^2 = 1 - (1 - 0.000006)(1 - 0.0059)(1 - 0.0134)$$
$$= 0.0192$$

Data 3. Koefisien determinasi total dengan R^2 .

$$R_m^2 = 1 - P_{e1}^2 P_{e2}^2$$

$$P_{ei}^2 = 1 - R_{McFadden(i)}^2$$

$$R_{McFadden(1)}^2 = 1 - \frac{-141.464}{-144.932}$$
$$= 0.0239$$

$$R_{McFadden(2)}^2 = 1 - \frac{-131.861}{-144.932}$$
$$= 0.0902$$

$$R_m^2 = 1 - (1 - 0.0239)(1 - 0.0902)$$
$$= 0.1119$$

Lampiran 16. (lanjutan)

Data 4. Koefisien determinasi total dengan R^2 .

$$R_m^2 = 1 - P_{e1}^2 P_{e2}^2 P_{e3}^2$$

$$P_{ei}^2 = 1 - R_{McFadden(i)}^2$$

$$R_{McFadden(1)}^2 = 1 - \frac{-1251.567}{-1253.933}$$
$$= 0.0019$$

$$R_{McFadden(2)}^2 = 1 - \frac{-1232.391}{-1254.555}$$
$$= 0.0177$$

$$R_{McFadden(3)}^2 = 1 - \frac{-1243.396}{-1256.655}$$
$$= 0.0106$$

$$R_m^2 = 1 - (1 - 0.0019)(1 - 0.0177)(1 - 0.0106)$$
$$= 0.0299$$

Data 5. Koefisien determinasi total dengan R^2 .

$$R_m^2 = 1 - P_{e1}^2 P_{e2}^2$$

$$P_{ei}^2 = 1 - R_{McFadden(i)}^2$$

$$R_{McFadden(1)}^2 = 1 - \frac{-1768.185}{-2299.535}$$
$$= 0.2311$$

$$R_{McFadden(2)}^2 = 1 - \frac{-2161.678}{-2322.984}$$
$$= 0.0694$$

$$R_m^2 = 1 - (1 - 0.2311)(1 - 0.0694)$$
$$= 0.2845$$

Lampiran 12. Goodness of Fit model Regresi Logistik Data 1

GOF Model Hubungan 1, pengaruh jurusan terhadap ikut atau tidak dalam organisasi

Contingency Table for Hosmer and Lemeshow Test

		organisasi = tidak		organisasi = 2,00		Total Observed
		Observed	Expected	Observed	Expected	
Step 1	1	91	91,000	34	34,000	125
	2	75	75,000	29	29,000	104
	3	83	83,000	38	38,000	121
	4	65	65,000	42	42,000	107
	5	67	67,000	63	63,000	130

Hosmer and Lemeshow Test

Step	Chi-square	df	Sig.
1	,000	3	1,000

GOF Model Hubungan 2, pengaruh jurusan, ikut atau tidak dalam organisasi terhadap topic yang diminati

Goodness-of-Fit

	Chi-Square	df	Sig.
Pearson	20,024	16	,219
Deviance	21,615	16	,156

Lampiran 13. Goodness of Fit model Regresi Logistik Data 2

GOF Model Hubungan 1, pengaruh kanker pada ibu terhadap jumlah melahirkan ibu.

Hosmer and Lemeshow Test

Step	Chi-square	df	Sig.
1	.000	0	.

GOF Model Hubungan 2, pengaruh kanker pada ibu dan jumlah melahirkan ibu terhadap kanker pada anak.

Goodness-of-Fit Tests			
Method	Chi-Square	DF	P
Pearson	0,320777	1	0,571
Deviance	0,535151	1	0,464
Hosmer-Lemeshow	0,001328	1	0,971

GOF Model Hubungan 3, pengaruh kanker pada anak terhadap jumlah melahirkan anak.

Goodness-of-Fit

	Chi-Square	df	Sig.
Pearson	,222	1	,637
Deviance	,222	1	,637

Lampiran 14. Goodness of Fit model Regresi Logistik Data 3

GOF Model Hubungan 1, pengaruh tempat tinggal dan lingkungan terhadap motivasi.

Goodness-of-Fit

	Chi-Square	df	Sig.
Pearson	11,005	6	,088
Deviance	12,809	6	,056

GOF Model Hubungan 2, pengaruh tempat tinggal, lingkungan dan motivasi terhadap tingkat ketergantungan.

Goodness-of-Fit

	Chi-Square	df	Sig.
Pearson	28.638	30	.537
Deviance	32.698	30	.336

Lampiran 15. Goodness of Fit model Regresi Logistik Data 4

GOF Model Hubungan 1, pengaruh jantung koroner orang tua terhadap kerja keras mental

Hosmer and Lemeshow Test

Step	Chi-square	df	Sig.
1	.000	0	.

GOF Model Hubungan 2, pengaruh merokok, kerja keras fisik, kerja keras mental terhadap rasio lipoprotein.

Hosmer and Lemeshow Test

Step	Chi-square	df	Sig.
1	1.148	4	.887

GOF Model Hubungan 3, pengaruh rasio lipoprotein, merokok terhadap tekanan darah systolic.

Hosmer and Lemeshow Test

Step	Chi-square	df	Sig.
1	2.832	2	.243

Lampiran 16. Goodness of Fit model Regresi Logistik Data 5

GOF Model Hubungan 1, pengaruh status keanggotaan waktu 1, sikap waktu 2, terhadap keanggotaan waktu 2.

Hosmer and Lemeshow Test

Step	Chi-square	df	Sig.
1	.022	2	.989

Goodness-of-Fit Tests			
Method	Chi-Square	DF	P
Pearson	0,0224350	1	0,881
Deviance	0,0224391	1	0,881
Hosmer-Lemeshow	0,0224350	2	0,989

GOF Model Hubungan 2, pengaruh status keanggotaan waktu 1, sikap waktu 2, keanggotaan waktu 2, terhadap sikap waktu 2.

Hosmer and Lemeshow Test

Step	Chi-square	df	Sig.
1	.695	4	.952

Lampiran 17. Tabel klasifikasi *Percent Correct* Data 1

Variabel endogen organisasi (Y1)

Classification Table

Observed			Predicted		
			organisasi		Percentage Correct
			tidak	ya	
Step 1	organisasi	tidak	381	0	100.0
		ya	206	0	.0
	Overall Percentage				64.9

Variabel endogen topkc (Y2)

Classification

Observed	Predicted					Percent Correct
	headline	hiburan	iptek	olahraga	lain	
headline	0	10	67	0	0	.0%
hiburan	0	31	98	0	0	24.0%
iptek	0	24	158	0	0	86.8%
olahraga	0	16	95	0	0	.0%
lain	0	24	64	0	0	.0%
Overall Percentage	.0%	17.9%	82.1%	.0%	.0%	32.2%

Lampiran 18. Tabel klasifikasi *Percent Correct* Data 2

Variabel endogen Jumlah melahirkan ibu (Y1)

Classification Table

Observed			Predicted		Percentage Correct
			juml_lhr_ibu		
			1 sampai 2	> 3	
Step 1	juml_lhr_ibu	1 sampai 2	0	201	.0
		> 3	0	568	100.0
	Overall Percentage				73.9

Variabel endogen kanker pada anak (Y2)

Classification Table

Observed			Predicted		Percentage Correct
			kank_anak		
			tidak	ya	
Step 1	kank_anak	tidak	288	94	75.4
		ya	274	113	29.2
	Overall Percentage				52.1

Variabel endogen Jumlah melahirkan anak (Y3)

Classification

Observed			Predicted			Percent Correct
			J_lhr_anak			
			0	1	2	
Step 1	J_lhr_anak	0	0	118	73	0
		1	0	143	136	0.51
		2	0	126	173	0.57
	Overall Percentage					41.1

Lampiran 19. Tabel klasifikasi *Percent Correct* Data 3

Variabel endogen motivasi (Y1)

Classification

Observed	Predicted			Percent Correct
	coba	masalah	lainnya	
coba	41	2	13	73.2%
masalah	21	1	10	3.1%
lainnya	26	5	16	34.0%
Overall Percentage	65.2%	5.9%	28.9%	43.0%

Variabel endogen tingkat ketergantungan (Y2)

Classification

Observed	Predicted			Percent Correct
	rendah	sedang	tinggi	
Rendah	0	32	0	0%
Sedang	0	33	14	70.2%
tinggi	0	26	30	53.6%
Overall Percentage	0%	67.4%	32.3%	46.6%

Lampiran 20. Tabel klasifikasi *Percent Correct* Data 4

Variabel endogen kerja keras mental (Y1)

Classification Table

Observed		Predicted		
		k_k_mental		Percentage Correct
		tidak	ya	
Step 1	k_k_mental tidak	1063	0	100.0
	ya	778	0	.0
Overall Percentage				57.7

Variabel endogen rasio lipoprotein (Y4)

Classification Table

Observed		Predicted		
		r_lipoprotein		Percentage Correct
		<=140	>140	
Step 1	r_lipoprotein <=140	944	117	89.0
	>140	632	148	19.0
Overall Percentage				59.3

Variabel endogen tekanan darah *systolic*(Y5)

Classification Table

Observed		Predicted		
		tek_drh_systlc		Percentage Correct
		<=3	>3	
Step 1	tek_drh_systlc <=3	872	182	82.7
	>3	606	181	23.0
Overall Percentage				57.2

Lampiran 21. Tabel klasifikasi *Percent Correct* Data 5

Variabel endogen keanggotaan pada waktu 2 (Y1)

Classification Table

Observed			Predicted		
			keanggtn_2		Percentage Correct
			dalam2	luar2	
Step 1	keanggtn_2	dalam2	951	441	68.3
		luar2	302	1704	84.9
	Overall Percentage				78.1

Variabel endogen dukungan pada waktu 2 (Y2)

Classification Table

Observed			Predicted		
			dukungan_2		Percentage Correct
			dukung2	tidak dukung2	
Step 1	dukungan_2	dukung2	1283	650	66.4
		tidak dukung2	545	920	62.8
	Overall Percentage				64.8