



Dr. Rr. Nur Fauziah, SKM, MKM, RD

Analisis Data Menggunakan Multiple Logistic Regression Test di Bidang Kesehatan Masyarakat dan Klinis



Penerbit
Politeknik Kesehatan Kemenkes Bandung

ISBN 978-623-91302-7-5



9 786239 130275

Analisis Data Menggunakan Multiple Logistic Regression Test di Bidang Kesehatan Masyarakat dan Klinis

Dr. Rr. Nur Fauziah, SKM, MKM, RD

Penerbit

Politeknik Kesehatan Kemenkes Bandung

Analisis Data Menggunakan Multiple Logistic Regression Test di Bidang Kesehatan Masyarakat dan Klinis

Penulis :

Dr. Rr. Nur Fauziah, SKM, MKM, RD

ISBN : 978-623-91302-7-5

Editor :

Gurid Pramintarto Eko Mulyo, SKM, M.Sc

Penyunting :

Surmita, S.Gz, M.Kes

Desain sampul dan Tata Letak :

Azimah Istianah, S.Ds

Penerbit :

Politeknik Kesehatan Kemenkes Bandung

Redaksi :

Jln. Pajajaran No 56

Bandung 40171

Tel (022) 4231627

Fax (022) 4231640

Email : info@poltekkesbandung.ac.id

Cetakan pertama, April 2019

Hak cipta dilindungi undang-undang

Dilarang diperbanyak karya tulis ini dalam bentuk dan dengan cara apapun tanpa izin tertulis dari penerbit

KATA PENGANTAR

Buku pengolahan dan analisis data telah banyak tersedia, namun hanya sedikit yang memberikan contoh-contoh nyata bidang kesehatan dan kedokteran yang mudah dipahami oleh peneliti dan mahasiswa bidang kesehatan. Buku ini yang berjudul “Analisis Data Menggunakan Multiple Logistic Regression Test di Bidang Kesehatan Masyarakat dan Klinis”.

Buku ini disusun secara sistematis dan rinci disertai contoh nyata di bidang kesehatan masyarakat dan klinis, yang dipandu selangkah demi selangkah dalam tahap- tahap penyelesaiannya. Pada bagian akhir analisis, diberikan contoh bagaimana cara penyajian data dalam bentuk tabel dan bagaimana menuliskan interpretasinya.

Semoga buku ini bermanfaat bagi peneliti dan mahasiswa bidang kesehatan dan kedokteran untuk membantu dalam pengolahan dan analisa data, skripsi, thesis, disertasi maupun analisa data untuk monitoring dan evaluasi program kesehatan. Kritik dan saran kami terima dengan senang hati untuk kesempurnaan buku ini.

Bandung, April 2019

Penulis,

Dr. Rr. Nur Fauziah, SKM, MKM, RD

DAFTAR ISI

	Halaman
KATA PENGANTAR	1
DAFTAR ISI	2
1. Konsep Analisis Multivariat	3
2. Konfounding dan Interaksi	5
3. Konsep Analisis Regresi Logistik	7
4. Model Regresi Logistik dan Interpretasinya	11
5. Regresi Logistik Ganda.....	16
6. Aplikasi Regresi Logistik Ganda Model Prediksi	19
6.1. Seleksi Bivariat	20
6.2. Pemodelan Multivariat	27
6.3. Uji Interaksi.....	33
6.4. Model Akhir dan Interpretasi	35
7. Aplikasi Regresi Logistik Ganda Model Prediksi	36
7.1. Full Model Regresi Logistik dan Interaksi	37
7.2. Uji Konfounding Regresi Logistik	39
7.3. Model Akhir dan Interpretasi	40
DAFTAR PUSTAKA	41

1. Konsep Analisis Multivariat

Setelah menguasai teknik analisis bivariat maka teknik analisis berikutnya yang perlu diketahui adalah analisis multivariat. Analisis multivariat merupakan teknik analisis perluasan atau pengembangan dari analisis bivariat. Kalau analisis bivariat melihat hubungan atau keterkaitan dua variabel, maka teknik analisis multivariat bertujuan melihat atau mempelajari hubungan beberapa variabel (lebih dari satu variabel) independen dengan satu atau beberapa variabel dependen (umumnya satu variabel dependen).

Setelah mempelajari Buku ini, pembaca akan memahami 1) Konsep analisis multivariat pada data kategorik, 2) Aplikasi dan kegunaan analisis regresi logistik multivariat, 3) Aplikasi dan Cara uji confounding, 4) Aplikasi dan Cara uji interaksi serta perhitungan OR interaksi, 5) Aplikasi Regresi Logistik Model Prediksi, 6) Aplikasi Regresi Logistik Model Faktor Risiko.

Apa pentingnya mempelajari multivariat?, seperti kita ketahui bersama bahwa dalam bidang apapun, termasuk dalam hal ini bidang kesehatan masyarakat, suatu akibat/fenomena tertentu tidak mungkin disebabkan oleh hanya satu penyebab, kenyataan yang ada memperlihatkan bahwa hampir semua kejadian atau fenomena yang ada di dunia ini disebabkan oleh banyak penyebab (beberapa faktor atau multi faktor).

Sebagai contoh fenomena atau kejadian kelahiran bayi BBLR (Berat Bayi Lahir Rendah), tidak mungkin kejadian bayi BBLR hanya dipengaruhi satu faktor saja misalnya berat ibu atau status gizi ibu, anemia, penyakit lain yang diderita ibu, atau sosial ekonomi rumah tangga. Kita ketahui bahwa faktor penyebab bayi BBLR tidak hanya berat ibu tapi bisa jadi karena faktor gizi ibu, riwayat menderita hipertensi, pemeriksaan ANC, dan lain-lain. Karena banyak dan kompleksnya faktor independen yang mempengaruhi variabel dependen maka sangatlah penting mempelajari dan menguasai teknik analisis multivariat.

Proses analisis multivariat dilakukan dengan menghubungkan beberapa variabel independen dengan satu variabel dependen pada waktu yang bersamaan. Jumlah sampel dalam analisis multivariat sangat penting diperhatikan, sebaiknya jangan terlalu sedikit, pedoman yang berlaku umum adalah setiap variabel independen minimal diperlukan 10 sampai 20 responden. Bila dalam model multivariate terdapat 10 variabel independen, maka diperlukan jumlah sampel minimal = 10×10 responden = 100 responden.

Referensi lain menyebutkan untuk satu variable independen minimal diperlukan 10 sampai 20 kejadian kasus (outcome=1) dan minimal diperlukan 10 sampai 20 kontrol (outcome=0) sebagai pembanding. Bila dalam model multivariate terdapat 10 variabel independen, maka diperlukan jumlah sampel minimal = 10 x 10 kasus = 100 kasus dan 10 x 10 kontrol = 100 kontrol, total 200 kasus dan kontrol.

Dengan melakukan analisis multivariat kita dapat mengetahui hal-hal berikut:

- a. Variabel independent apa saja yang betul-betul berhubungan dengan variable dependen? (bukan hanya hubungan semu seperti pada analisis bivariat)
- b. Variabel independen mana yang paling besar pengaruhnya terhadap variabel dependen?
- c. Apakah hubungan suatu variabel independen dengan variabel dependen dipengaruhi oleh variabel lain atau tidak? (ada confounding atau tidak)
- d. Apakah hubungan suatu variabel independen dengan variabel dependen berbeda menurut kategori variabel lain atau tidak? (ada interaksi atau tidak)
- e. Bagaimana bentuk hubungan variabel independen dengan variabel dependen, apakah berpengaruh langsung atau pengaruh tidak langsung ?.

Prosedur pengujian tergantung dari jenis data yang diuji apakah katagori atau numerik. Berikut adalah gambaran secara garis besar beberapa analisis statistik yang dapat digunakan untuk analisis multivariat:

Variabel Independen	Variabel Dependen	Jenis Uji
Numerik & Kategorik (variabel numeric lebih banyak)	Numerik	Uji Regresi Linier
Numerik & Kategorik	Kategorik	Uji Regresi Logistik
Numerik & Kategorik	Numerik waktu	Uji Regresi Cox
Numerik	Kategorik	Uji Diskriminan
Kategorik	Numerik	MANOVA

Perbedaan antara regresi linear dengan regresi logistik terletak pada jenis variabel dependennya. Regresi linear digunakan apabila variabel dependennya numerik, sedangkan regresi logistik digunakan pada data yang dependennya kategorik. Persamaan antara regresi linier dan logistic

terletak pada variable independennya, variable independennya merupakan gabungan antara data numeric dan kategorik. Namun pada regresi linier harus diupayakan variabel independen numerik lebih banyak dibanding kategorik agar lebih mudah dalam memenuhi asumsi pemodelannya.

Sebelum melakukan analisis multivariat kita harus mengetahui terlebih dahulu mengenai konsep confounding dan Interaksi.

2. Confounding dan Interaksi

Confounding merupakan kondisi bias dalam mengestimasi efek pajanan atau exposure terhadap kejadian penyakit atau masalah kesehatan, akibat dari perbandingan yang tidak seimbang kelompok expose dengan kelompok non expose pada variable perancu atau variable ketiga. Masalah ini terjadi karena pada dasarnya sudah ada perbedaan risiko terjadinya penyakit pada variable perancu, risiko terjadinya penyakit pada kedua kelompok di variable perancu itu berbeda, meskipun expose dihilangkan.

Suatu variabel dikatakan confounding jika variabel tersebut merupakan faktor risiko untuk terjadinya penyakit (outcome) dan berhubungan dengan variabel independen tapi tidak merupakan hasil dari variabel independent (tidak variable antara).

Interaksi atau sering disebut juga efek modifikasi adalah heterogenitas efek dari satu exposure menurut kategori variable lainnya atau pada tingkat expose yang lain. Jadi efek satu exposure pada kejadian penyakit berbeda pada kelompok variabel lainnya. Tidak adanya modifikasi efek, berarti efek exposure homogen. Modifikasi efek merupakan konsep yang penting dalam analisis data karena pada saat analisis kita harus menentukan apakah akan melaporkan efek gabungan atau efek yang terpisah untuk masing-masing strata. Apabila ada interaksi maka yang dilaporkan adalah OR atau RR masing-masing strata.

Pada analisis multivariat, jika ditemukan adanya interaksi antar variabel expose dengan variabel lainnya, maka nilai koefisien, misalnya OR, harus dilaporkan secara terpisah menurut strata dari variabel tersebut. Nilai OR yang tertera pada tabel output komputer menjadi tidak berlaku lagi dan nilai OR untuk masing-masing strata harus dihitung ulang.

Bila tidak ada interaksi, maka nilai OR dapat dihitung dari eksponensial koefisien $\beta - \text{Exp}(B)$ dari persamaan regresi logistik.

Persamaan regresi logistik multivariat, Logit P(Y):

$$\text{Logit P (Y)} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n$$

Keterangan:

Y = Variabel dependen, dua kategori (0,1)

β_0 = intercept

β_i = koefisien regresi logistik variabel X_i

X_i = Variabel independen, dua kategori (0,1)

Nilai OR dihitung dengan rumus berikut:

$$\text{Odds Ratio (OR)} = \exp^{(\beta)} \text{ atau } \text{OR} = e^{(\beta)}$$

Jika ada interaksi dalam analisis regresi logistik multivariat, maka persamaan regresi logistik multivariat, Logit P(Y):

$$\text{Logit P (Y)} = \beta_0 + \beta E + \sum_{p_1} \gamma_i V_i + \sum_{p_2} \delta_j W_j$$

Keterangan:

Y = Variabel dependen, dua kategori (0,1)

β_0 = intercept

β = koeficient variable independen utama (E)

γ = koeficient variable konfounding (V)

δ = koeficient variable interaksi antara E dengan V (W)

E = Variabel independen utama (Exposure), dua kategori (0,1)

V = Variabel konfounding, dua kategori atau lebih (0,1,2,...)

W = Variabel interaksi antara E dengan V (di dalam model sebagai E*V)

Nilai OR dan 95% CI, dihitung dengan rumus berikut:

$$OR = \exp [l], \text{ dimana } l = \beta + \sum \delta_j W_j$$

$$95\% \text{ CI OR} = \exp [l \pm Z_{\alpha/2} \sqrt{\text{var } l}]$$

Dimana var l (varian l):

$$\text{var } l = \text{var}(\beta) + \sum (w_i)^2 \text{var}(\delta_i) + 2 \sum W_i \text{cov}(\beta, \delta_i) + 2 \sum \sum W_i W_k \text{cov}(\delta_i, \delta_k)$$

3. Konsep Analisis Regresi Logistik

Regresi logistik merupakan jenis regresi yang mempunyai ciri khusus yaitu variabel dependennya berbentuk variabel kategorik yang dikotomus atau binomial (**regresi logistik binomial**) yang artinya kategori variabel dependennya hanya terdiri dari dua kelompok, misalnya hidup vs mati, puas vs tidak, sakit vs sehat, dll.

Tersedia pula metode **regresi logistik multinomial** untuk variabel dependen lebih dari dua kelompok misalnya sakit-A, sakit-B, vs sakit-C dimana antar penyakit tidak ada tingkatan. Jika antar variabel dependen atau antar penyakit ada tingkatan maka tersedia pula metode **regresi logistik ordinal**. Yang akan dibahas dalam modul ini adalah terbatas pada regresi logistik binomial.

REGRESI LOGISTIK SEDERHANA

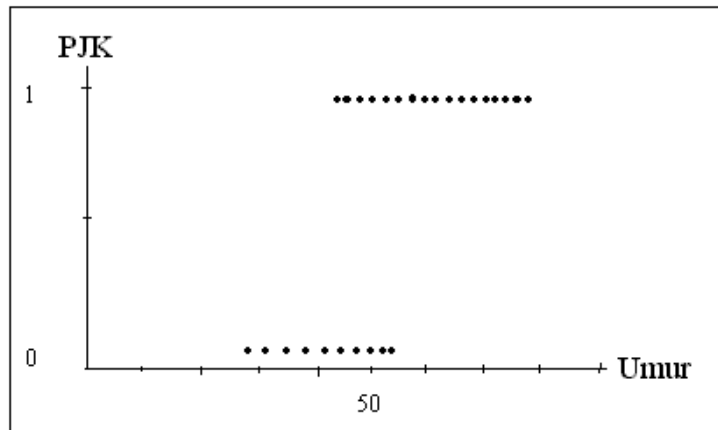
Analisis regresi logistik adalah salah satu pendekatan model matematis yang digunakan untuk menganalisis hubungan satu atau beberapa variabel independen dengan sebuah variabel dependen kategorik yang bersifat dikotom atau binary. Variabel kategorik yang dikotom adalah variabel yang hanya mempunyai dua nilai, misalnya sakit-tidak, BBLR-Normal, merokok-tidak merokok.

Untuk memahami lebih jelas tentang regresi logistik coba kita lihat contoh analisis penelitian yang mempelajari hubungan antara variabel umur dengan kejadian penyakit jantung koroner. Pengamatan dilakukan pada 100 orang sampel, didapatkan hasil sebagai berikut:

<u>No</u>	<u>1</u>	<u>2</u>	<u>3</u>	<u>4</u>	<u>5</u>	<u>6</u>	<u>7</u>	<u>8</u>	<u>9</u>	<u>10</u>	<u>11</u>	<u>100</u>
Umur	20	22	23	24	25	27	28	29	30	32	33	70
PJK	0	0	1	0	0	1	0	1	1	0	0	1

Nomor merupakan nomor urut responden dan PJK merupakan variabel kejadian jantung koroner. Variabel PJK diberi kode 1 bila responden menderita PJK dan diberi kode 0 bila mereka tidak menderita PJK.

Bila data tersebut kita perlakukan analisisnya menggunakan regresi linier, misalnya dibuat penyajian dalam bentuk diagram tebar (*Scatter Plot*), maka hubungannya jelas terlihat tebaran data pada *Scatter Plot* membentuk dua garis yang sejajar. Diagram tebar menunjukkan adanya kecenderungan kejadian penyakit jantung koroner yang lebih sedikit pada responden yang berusia muda. Walaupun grafik tersebut telah dapat menggambarkan variabel dependen (kejadian PJK) yang cukup jelas, namun grafik tersebut tidak mampu menggambarkan kekuatan hubungan antara umur dengan kejadian PJK secara akurat.



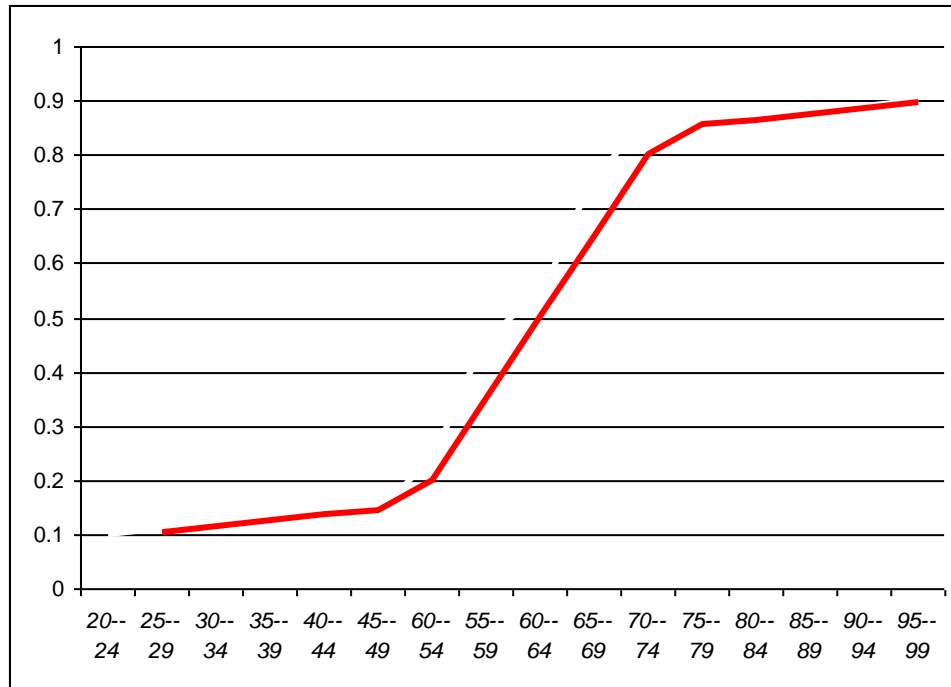
Grafik 1. Diagram tebar (scatter plot) umur dengan PJK

Untuk mempertajam analisis, kita dicoba untuk mengelompokkan variabel independen (variabel umur) dan menghitung proporsi kejadian PJK untuk setiap kelompok variabel umur, seperti pada tabel berikut:

Tabel 1. Proporsi PJK menurut kelompok Umur

Umur	Jumlah	PJK		Proporsi PJK
		Tidak	Ya	
20 – 29	10	9	1	0,10
30 – 39	15	13	2	0,13
40 – 49	12	9	3	0,25
50 – 54	15	10	5	0,33
55 – 59	13	7	6	0,46
60 – 69	8	3	5	0,63
70 – 79	17	4	13	0,76
80 – 89	10	2	8	0,80
Total	100	57	43	0,43

Pada tabel terlihat bahwa ada peningkatan proporsi kejadian jantung seiring dengan peningkatan kelompok umur, semakin tua semakin besar proporsi PJK. Kemudian kita coba sajikan data tersebut dengan grafik garis dan hasilnya dapat dilihat pada grafik berikut:



Grafik 2. Proposi PJK menurut kelompok Umur

Pada grafik terlihat jelas adanya peningkatan yang tidak linear pada proporsi kejadian PJK menurut kelompok umur. Diawali peningkatan yang landai, kemudian meningkat tajam dan kemudian landai kembali, garis tersebut menyerupai huruf S.

Kalau kita cermati, diagram tebar tersebut merupakan cara untuk mendeteksi atau mengetahui hubungan pada analisis regresi linier, namun ada sedikit perbedaan hal dalam hal meringkas variabel dependennya. Seperti kita ketahui bahwa pada regresi linier kita ingin mengestimasi nilai mean variabel dependen berdasarkan setiap nilai variabel independen. Nilai tersebut disebut sebagai mean kondisional yang dinyatakan dengan $E(Y/x)$, dengan Y sebagai dependen dan x sebagai independen. $E(Y/x)$ adalah nilai Y yang diharapkan berdasarkan nilai x. misal Y variabel tekanan darah dan x variabel umur, maka untuk mengetahui estimasi tekanan darah berdasarkan umur, dihitung rata-rata (mean) tekanan darah pada masing-masing nilai umur. Pada regresi linier nilai $E(Y/x)$ akan berkisar antara 0 s.d ∞ ($0 \leq E(Y/x) \leq \infty$). Batasan nilai ∞ (tak terhingga)

mengacu pada nilai maksimum yang mungkin ada pada variable tersebut, misalnya nilai maksimum tekanan darah dalam satuan mmHg.

Pada regresi logistik dapat juga diperlakukan hal tersebut namun ada sedikit perbedaan dalam menghitung rata-rata variabel dependennya (Y). Pada regresi logistik dependennya adalah dikotom maka variabel dependen dihitung bukan dengan mean namun menggunakan proporsi. Seperti pada data di atas variabel Y kejadian PJK dan x variabel umur, maka untuk mengetahui estimasi kejadian PJK berdasarkan umur, dihitung proporsi kejadian PJK pada tiap kelompok umur. Pada regresi logistik, nilai $E(Y/x)$ akan selalu berada antara nol dan satu ($0 \leq E(Y/x) \leq 1$).

4. Model Regresi Logistik dan Interpretasinya

$$f(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}}$$

$f(Z)$ merupakan probabilitas kejadian suatu penyakit berdasarkan faktor risiko tertentu. Misalnya probabilitas kejadian jantung pada umur tertentu. Nilai Z merupakan nilai indeks variabel independen. Nilai Z bervariasi antara $-\infty$ sampai $+\infty$ (minus tak terhingga sampai dengan plus tak terhingga).

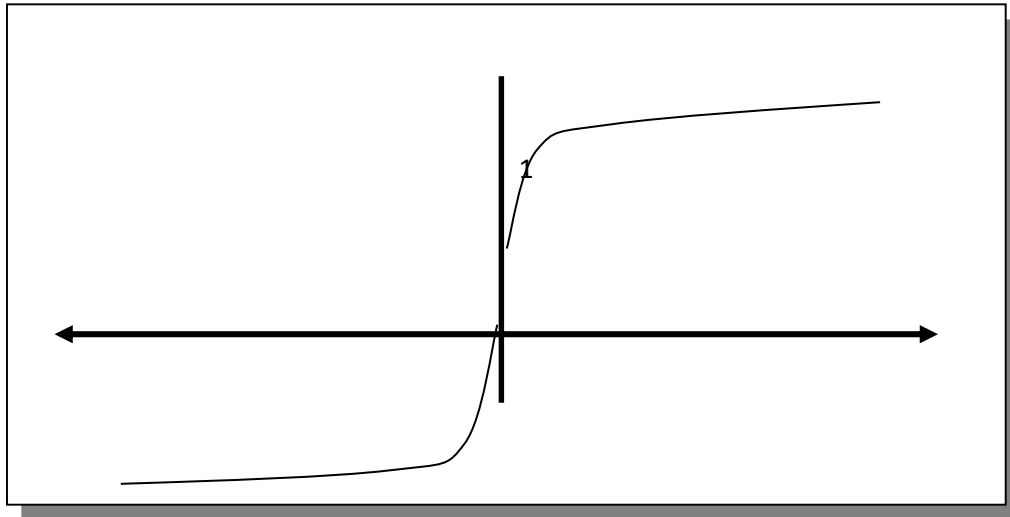
Bila nilai Z mendekati $-\infty$ maka $f(-\infty) = \frac{1}{1 + e^{-(-\infty)}} = 0$

$$1 + e^{-(-\infty)}$$

Bila nilai Z mendekati $+\infty$ maka $f(+\infty) = \frac{1}{1 + e^{-(+\infty)}} = 1$

$$1 + e^{-(+\infty)}$$

Kedua Fungsi Regresi Logistik dapat digambarkan dalam grafik berikut:



Grafik 3. Nilai Fungsi Probabilitas $f(Z)$ pada Regresi Logistik

Terlihat bahwa nilai fungsi $f(Z)$ berkisar 0 dan 1, berapapun nilai Z -nya. Kisaran pada regresi logistik ini berarti cocok digunakan untuk model hubungan yang variabel dependennya kategorik. Grafik $f(Z)$ membentuk garis yang berbentuk huruf S, ini berarti sesuai dengan contoh plot hubungan antara PJK dengan umur pada kasus yang telah kita bahas di atas. Bentuk S ini mencerminkan tentang pengaruh nilai Z pada risiko individu, yang minimal pada nilai Z rendah kemudian seiring dengan meningkatnya nilai Z risiko juga semakin meningkat, dan pada ketinggian tertentu garisnya akan mendatar mendekati nilai 1.

Berdasarkan gambaran tersebut, bila kita ingin mengestimasi probabilitas suatu kejadian pada variabel dependen yang dikotom maka model regresi logistik adalah pilihan yang tepat.

Model regresi logistik dikembangkan dari fungsi regresi logistik dengan nilai Z yang merupakan penjumlahan linear konstanta (α) ditambah dengan $\beta_1 X_1$, ditambah $\beta_2 X_2$ dan seterusnya sampai $\beta_i X_i$. Variabel X adalah variabel Independen.

$$Z = \alpha + \beta_1 X_1 \quad (\text{Regresi logistik sederhana})$$

$$Z = \alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_i X_i \quad (\text{Regresi logistik berganda})$$

Bila nilai Z dimasukkan pada fungsi Z, maka rumus fungsi Z adalah

$$f(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}}$$

$$1 + e^{-(\alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_i X_i)}$$

$f(z)$ = menggambarkan peluang individu untuk mengalami kejadian ($Y=1$)

Contoh Kasus

Suatu studi kohor selama 9 tahun. Pada studi ini dipelajari hubungan antara tinggi rendahnya kadar katekolamin dalam darah (variabel KAT) dengan kejadian penyakit jantung koroner (variabel PJK). Pemberian kode variabel adalah sebagai berikut:

Variabel PJK \rightarrow 1 = timbul penyakit jantung koroner

0 = tidak ada penyakit jantung koroner

Variabel KAT \rightarrow 1 = kadar katekolamin darah tinggi

0 = kadar katekolamin darah rendah

Pertanyaan:

- Berapa peluang mereka yang kadar katekolaminnya tinggi untuk mengalami PJK?
- Berapa peluang mereka yang kadar katekolaminnya rendah untuk mengalami PJK?
- Bandingkan peluang terjadi PJK antara mereka yang kadar katekolaminnya tinggi dengan yang kadar katekolaminnya rendah?

Jawaban:

Dengan model regresi logistik maka pada soal tersebut modelnya adalah:

$$f(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}}$$

Bila $Z = \alpha + \beta_1 KAT$, maka modelnya :

$$f(Z) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha + \beta_1 KAT}}$$

Misalkan hasil analisis dengan program statistik sebagai berikut:

$\alpha = -3,911$ dan $\beta_1 = 0,652$, maka:

$$f(Z) = \frac{1}{1 + e^{-(-3,911 + 0,652KAT)}}$$

Dari model tersebut kita jawab pertanyaan di atas:

- a. Peluang terjadinya PJK pada mereka yang kadar katekolaminnya tinggi.

Kadar katekolamin tinggi diberi kode=1, maka masukkan nilai KAT=1 pada model di atas, hasilnya:

$$f(Z) = \frac{1}{1 + e^{-(-3,911 + 0,652*1)}} = 0,037 \text{ atau sekitar } 4\%$$

jadi individu yang kadar katekolamin dalam darahnya tinggi, mempunyai peluang untuk mengalami PJK sebesar 4% selama periode follow up 9 tahun.

- b. Peluang terjadinya PJK pada mereka yang kadar katekolaminnya rendah

Kadar katekolamin rendah diberi kode=0, maka masukkan nilai KAT=0 pada model di atas, hasilnya:

$$f(Z) = \frac{1}{1 + e^{-(-3,911 + 0,652*0)}} = 0,019 \text{ atau sekitar } 2\%$$

jadi individu yang kadar katekolamin dalam darahnya rendah, mempunyai peluang untuk mengalami PJK sebesar 2% selama periode follow up.

- c. Perbandingan peluang mengalami PJK pada kedua kelompok tersebut:

$$P_1(X) = 0,037 = 1,947 = 2,0$$

$$P_0(X) = 0,019$$

Angka 2,0 tersebut di atas sebenarnya adalah Risiko Relatif (RR) kejadian PJK antara KAT=1 dibandingkan KAT=0. Arti dari angka di atas adalah mereka yang kadar katekolaminnya tinggi mempunyai **risiko** terjadi PJK dua (2) kali lebih tinggi dibandingkan mereka yang kadar katekolaminnya rendah.

Model regresi logistik dapat digunakan pada data yang dikumpulkan melalui rancangan kohort, eksperimen, case control, maupun cross sectional. Pada rancangan kohor dan eksperimen selain dapat menghitung RR dapat pula digunakan untuk memperkirakan peluang individual mengalami outcome. Sedangkan pada rancangan case control dan cross sectional hanya dapat menghitung OR dan tidak dapat digunakan untuk memperkirakan peluang individual mengalami outcome, karena β_0 pada rancangan ini (case contraol dan cross sectional) tidak akurat karena tidak diawali dengan populasi yang sehat (*diseases free*). Nilai β_0 dapat dihitung atau diestimasi secara akurat apabila *sampling fraction* populasi yang disampel diketahui dengan akurat, kondisi ini hanya terjadi pada rancangan kohort atau eksperimen. *Sampling fraction adalah proporsi kelompok terpapar yang sebelumnya sehat kemudian menjadi sakit atau tetap sehat.*

Pada rancangan case control dan cross sectional dapat dihitung OR (Odds Ratio) atau Prevalen Odds Ratio (POR), yang merupakan estimasi RR pada kejadian yang jarang. Nilai OR dihitung dari eksponensial β dari persamaan garis regresi logistik.

$$\text{Odds Ratio (OR)} = \exp^{(\beta)} \text{ atau dapat ditulis } \text{OR} = e^{(\beta)}$$

Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa Individual Risk (ririko individu) hanya dapat diperoleh dari rancangan kohor prospektif. Sedangkan pada rancangan case control dan cross sectional tidak dapat melakukan perhitungan probabilitas individual. Pada rancangan case control dan cross sectional dan cohort dapat dihitung nilai Odds Ratio (OR), sedangkan pada rancangan cohort dan experiment harus dilaporkan nilai RR.

Pada rancangan kohort dan experiment, regresi logistik dapat digunakan untuk memprediksi/menaksir probabilitas individu untuk sakit (atau meninggal) berdasarkan nilai-nilai sejumlah variabel yang diukur padanya. Prediksi dapat digunakan dengan model:

$$P(X) = f(Z) = \frac{1}{1 + e^{-(\alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_i X_i)}}$$

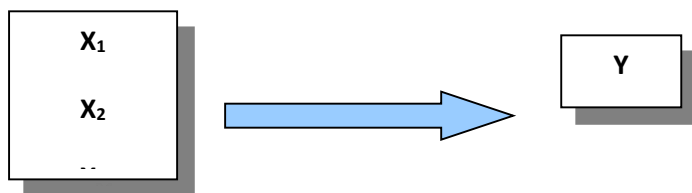
5. Regresi Logistik Ganda

Pada bahasan di atas sudah diperkenalkan mengenai konsep regresi logistik sederhana. Seperti juga pada regresi linier, keuntungan regresi logistik ganda adalah kemampuannya untuk memasukkan beberapa variabel independen dalam satu model pada waktu bersamaan. Pada regresi logistik, variabel independennya boleh campuran antara variabel kategorik dan numerik. Pemodelan pada analisis regresi logistik ganda dapat dibedakan antara 1) Model Prediksi dan 2) Model Faktor Risiko sebagai berikut.

a. Model Prediksi

Pemodelan dengan model prediksi bertujuan untuk memperoleh model yang terdiri dari beberapa variabel independen yang dianggap terbaik untuk memprediksi kejadian variabel dependen. Pada pemodelan ini semua variabel dianggap sama pentingnya, sehingga estimasi dapat dilakukan dengan estimasi beberapa koefisien regresi logistik sekaligus secara bersamaan.

Kerangka Konsep Analisis Model Prediksi:



Prosedur pemodelan:

Agar diperoleh model regresi yang hemat dan mampu menjelaskan hubungan variabel independen dan dependen dalam populasi, diperlukan prosedur pemilihan variabel sebagai berikut:

- 1). SELEKSI BIVARIAT: Melakukan analisis bivariat antara masing-masing variabel independen dengan variabel dependennya. Bila hasil uji bivariat mempunyai nilai sig. $< 0,25$ maka variabel tersebut dapat masuk sebagai kandidata model multivariat. Pada kondisi tertentu, bisa saja sig. $> 0,25$ tetap diikuti sebagai kandidat multivariat apabila variabel tersebut secara substansi dianggap penting. METODE PEMODELAN TERBARU MENYARANKAN UNTUK TIDAK MELAKUKAN SELEKSI BIVARIAT. Seleksi bivariat hanya perlu kalau tidak tersedia program komputer yang mampu melakukan perhitungan dengan cepat dalam hitungan detik. Pada masa lalu program komputer untuk analisis statistik harus diketik secara manual dan di jalankan (run) kemudian ditunggu berjam jam (bahkan menunggu sampai besok pagi) untuk mendapatkan outputnya. Belum tentu sekali jalan berhasil mendapatkan output, bisa jadi error dan harus diulang kembali sampai berkali-kali.

- 2). PEMODELAN: Dimulai dengan FULL MODEL dengan memasukkan semua variabel yang lolos seleksi bivariat (atau memasukkan semua variabel independen). Kemudian REDUCE MODEL, yakni memilih variabel yang signifikan untuk masuk dalam model, dengan cara mengeluarkan variabel yang sig. $> 0,05$ dan mempertahankan variabel yang mempunyai sig. $< 0,05$. Pengeluaran variabel dilakukan secara bertahap, satu per satu, tidak serentak, namun dilakukan secara bertahap mulai dari variabel yang mempunyai sig. terbesar. Pada variabel yang kategorinya lebih dari dua (dummy variabel), nilai sig. $< 0,05$ atau sig. $> 0,05$ dilihat dari nilai sig. yang terkecil. Apabila pengeluaran variabel yang sig.nya $> 0,05$ menyebabkan perubahan nilai OR lebih dari 10% pada variabel lainnya, maka variabel tadi harus dimasukkan kedalam model kembali, tidak boleh dikeluarkan (IDENTIFIKASI KONFOUNDING).

- 3). IDENTIFIKASI LINEARITAS: Pada variabel numerik untuk menentukan apakah variabel numerik dirubah menjadi variabel kategorik atau tetap dipertahankan sebagai variabel numerik. Caranya dengan mengelompokkan variabel numerik ke dalam beberapa kelompok menurut kuartil (4 kelompok) atau kuintil (5 kelompok). Kemudian lakukan analisis logistik dan

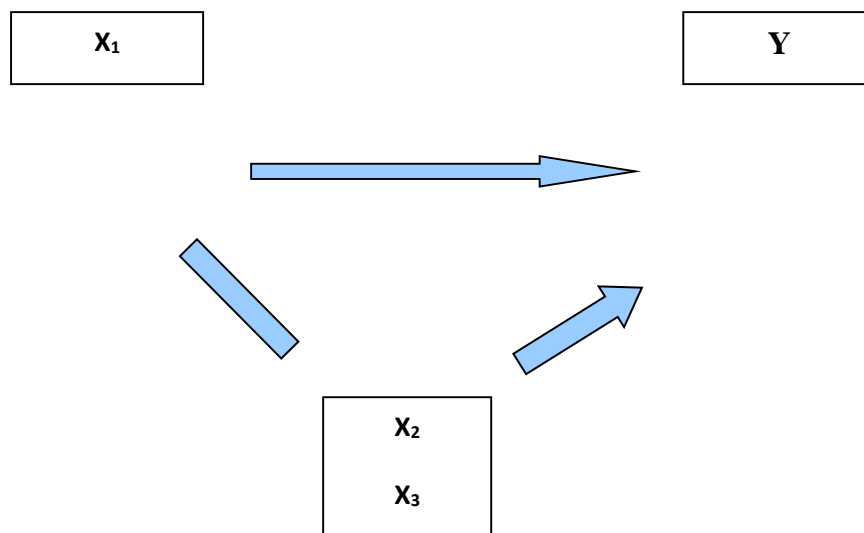
dihitung nilai OR-nya. Bila nilai OR masing-masing kelompok menunjukkan bentuk garis lurus, maka variabel numerik dapat dipertahankan. Namun bila hasilnya menunjukkan adanya patahan, maka perlu dirubah kedalam bentuk kategorik.

- 4). IDENTIFIKASI INTERAKSI: Setelah memperoleh model yang memuat variabel-variabel penting (signifikan atau konfounding), maka langkah terakhir adalah memeriksa kemungkinan interaksi antar variabel independen. Penentuan variabel interaksi harus didasarkan pada pertimbangan logika substantif. Pengujian interaksi dilihat dari kemaknaan uji statistik. Bila variabel interaksi mempunyai nilai-p bermakna (signifikan $< 0,05$), maka variabel interaksi penting dimasukkan kedalam model.
- 5). FINAL MODEL: Model yang memuat variabel-variabel penting: signifikan, atau konfounding, atau interaksi

b. Model Faktor Risiko

Pemodelan dengan model Faktor Risiko bertujuan untuk mengestimasi secara valid hubungan satu variabel independent utama dengan variabel dependen, sekaligus mengontrol beberapa variabel independent lainnya atau variabel konfounding.

Kerangka Konsep Analisis Model Faktor Risiko:



Tahapan pemodelan:

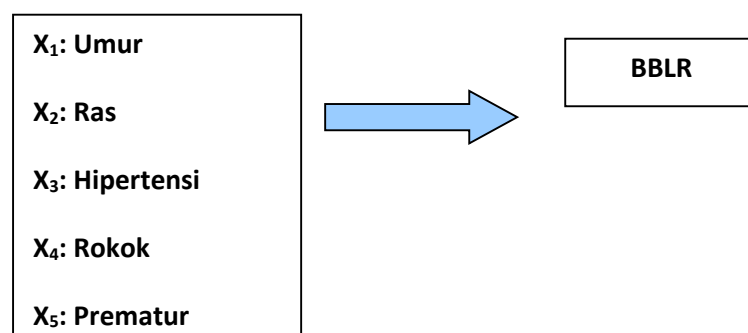
- 1). FULL MODEL: Lakukan pemodelan lengkap, mencakup variabel independent utama, dan semua semua variable kandidat konfounding. Masukkan semua variabel independent tanpa melalui proses seleksi bivariat. Jangan melakukan seleksi bivariat, karena bisa terjadi kesalahan dalam menilai interaksi. Variable independen yang tidak lolos seleksi bivariat (nilai-p > 0,25) bisa jadi berinteraksi dengan variable independent utama, apabila tidak dimasukkan kedalam model multivariate maka kita kehilangan potensi untuk melakukan uji interaksi.
- 2). IDENTIFIKASI INTERAKSI: Lakukan pemodelan lengkap, mencakup variabel utama, semua kandidat konfounding dan kandidat interaksi (interaksi diidentifikasi satu per satu antara variabel utama dengan semua variabel konfounding yang secara substansi berinteraksi). Lakukan penilaian interaksi dengan cara mengeluarkan variabel interaksi yang nilai signifikan > 0,05.
- 3). IDENTIFIKASI CONFOUNDING: Lakukan penilaian konfounding dengan cara mengeluarkan variabel independent kovariat konfounding satu per satu dimulai dari variable yang memiliki nilai sig. terbesar. Bila setelah dikeluarkan, ternyata merubah nilai OR variabel utama (termasuk interaksinya jika ada) lebih dari 10%, maka variabel tersebut dinyatakan sebagai konfounding dan harus tetap berada dalam model.
- 4). FINAL MODEL: Model yang memuat variabel-variabel penting: signifikan, atau konfounding, atau interaksi.

6. Aplikasi Regresi Logistik Ganda Model Prediksi

Gunakan file data "BBLR.189.SAV"

Suatu penelitian ingin mengetahui hubungan antara UMUR IBU (umur), RAS (ras), RIWAYAT HIPERTENSI (ht), RIWAYAT KELAINAN UTERUS (ui), FREKUENSI PERIKSA ANC (anc), MEROKOK (rokok), dan RIWAYAT PREMATUR (prematuur) dengan kejadian BBLR (bblr).

Kerangka Konsep Analisis Model Prediksi:



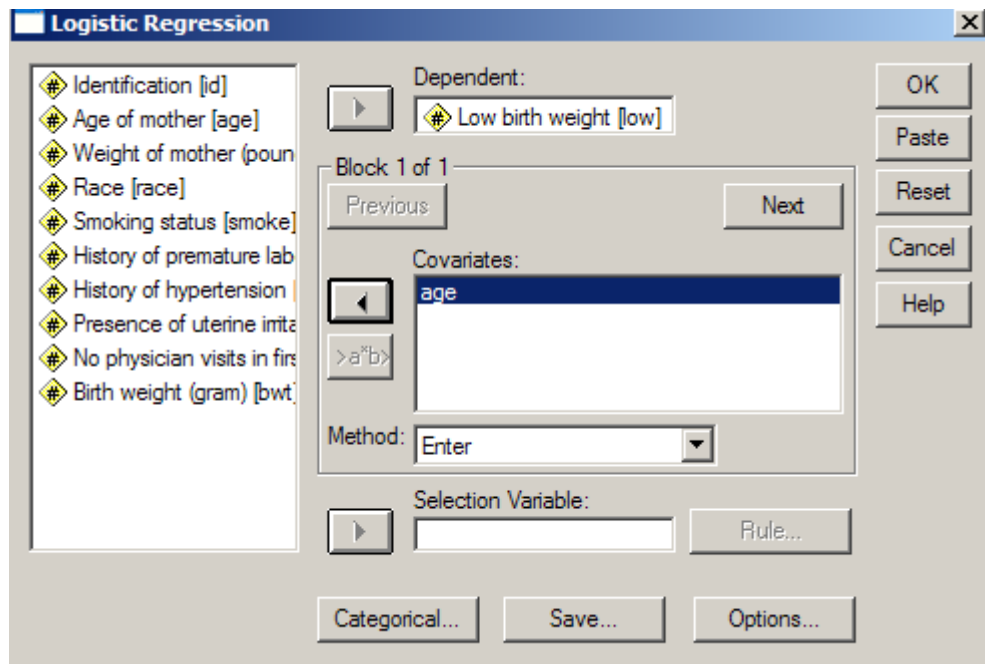
6.1. SELEKSI BIVARIAT

Masing-masing variabel independen dilakukan analisis bivariat dengan variabel dependen. Bila hasil bivariat menghasilkan p value < 0,25, maka variabel tersebut langsung masuk tahap multivariat. Untuk variabel independen yang hasil bivariatnya menghasilkan p value > 0,25 namun secara substansi penting, maka variabel tersebut dapat dimasukkan dalam model multivariat. Seleksi bivariat menggunakan uji regresi logistik sederhana.

1. Analisis bivariat antara “umur” dengan “bblr”

1. Pilih “Analyze”
2. Pilih “Regression”
3. Klik “Binary Logistic”, muncul menu dialog yang berisi kotak **Dependent** dan kotak **Covariates**.
4. Pada kotak **Dependent** isikan variabel yang kita perlakukan sebagai dependen (dalam hal ini berarti masukkan “low”) dan pada kotak independen isikan variabel independennya (dalam hal ini berarti masukkan “age”).

Sehingga tampilannya sebagai berikut:



5. Klik tombol ‘Options’ , klik ‘CI for Exp(B)’
6. Klik ‘Continue’
7. Klik “OK”, dan hasilnya sebagai berikut:

Block 1: Method = Enter

Omnibus Tests of Model Coefficients

		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	2.760	1	.097
	Block	2.760	1	.097
	Model	2.760	1	.097

Variables in the Equation

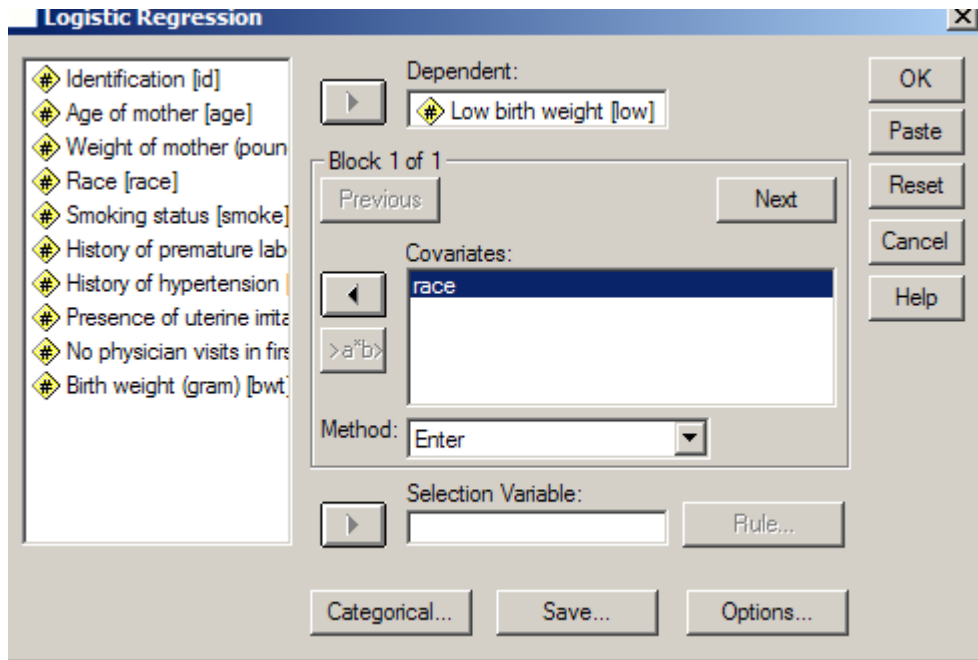
	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95.0% C.I. for EXP(B)		
							Lower	Upper	
Step 1	age	-.051	.032	2.635	1	.105	.950	.893	1.011
	Constant	.385	.732	.276	1	.599	1.469		

a. Variable(s) entered on step 1: age.

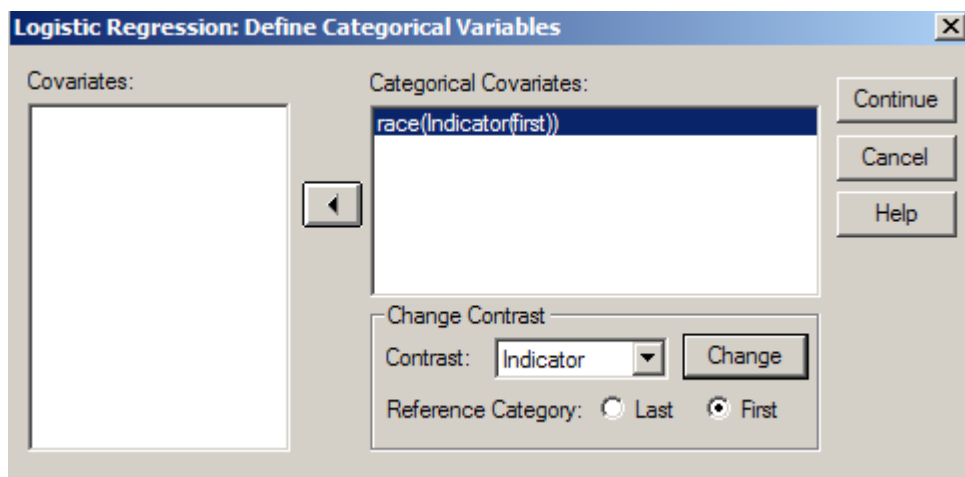
Dari hasil output, pada tampilan Block 1 didapatkan hasil omnibus test pada bagian Bloc dengan p value 0,097 berarti variabel umur p value nya <0,25 sehingga variabel umur **dapat** dilanjutkan ke analisis multivariat. Dari tampilan SPSS nilai OR dapat diketahui dari kolom Exp(B) yaitu sebesar 0,950 (95% CI: 0,89-1,01)

2. Analisis bivariat antara "ras" dengan "bblr"

1. Pilih "Analyze"
2. Pilih "Regression"
3. Klik "Binary Logistic", muncul menu dialog yang berisi kotak Dependent dan kotak Covariates.
4. Pada kotak Dependent tetap berisi "low" dan pada kotak Covariates variabel 'age' dikeluarkan dan gantilah dengan mengisikan variabel 'race'. Tampilannya sebagai berikut:



5. Pada variabel ras perlu dilakukan dummy oleh karena variabel ras berjenis kategorik dengan isi lebih dari 2 nilai, tepatnya 3 kelompok (yaitu : ras putih, hitam dan lainnya). Klik tombol Categorical, pindahkan 'race' dari kotak covariates ke kotak categorical covariates, klik pilihan 'first' pada bagian Reference category, lalu klik Change, dan tampilannya:



6. Klik Continue, layar ke menu logistic
7. Klik OK

Categorical Variables Codings

		Frequency	Parameter coding	
			(1)	(2)
Race	White	96	.000	.000
	Black	26	1.000	.000
	Other	67	.000	1.000

Omnibus Tests of Model Coefficients

		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	5.010	2	.082
	Block	5.010	2	.082
	Model	5.010	2	.082

Variables in the Equation

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95.0% C.I. for EXP(B)	
								Lower	Upper
Step 1	race			4.922	2	.085			
	race(1)	.845	.463	3.323	1	.068	2.328	.939	5.772
	race(2)	.636	.348	3.345	1	.067	1.889	.955	3.736
	Constant	-1.155	.239	23.330	1	.000	.315		

a. Variable(s) entered on step 1: race.

Hasil uji didapatkan p value 0,087 berarti p value < 0,25, sehingga variabel ras dapat lanjut ke multivariat. Dari output dapat diketahui juga nilai OR dummy, terlihat ada dua nilai OR yaitu OR untuk race(1) 2,328 artinya ras kulit hitam akan berisiko bayinya bblr sebesar 2,3 kali lebih tinggi dibandingkan ras kulit putih. OR untuk race(2) besarnya 1,89 artinya ras kelompok lainnya mempunyai risiko bayinya bblr sebesar 1,89 kali lebih tinggi dibandingkan ras kulit putih.

3. Analisis bivariat antara "hipertensi" dengan "bblr"

1. Pilih "Analyze"

1. Pilih "Regression"

2. Klik "Binary Logistic", muncul menu dialog yang berisi kotak Dependent dan kotak Covariates.

3. Pada kotak Dependent tetap berisi "low" dan pada kotak Covariates isikan "ht". Klik OK, Tampilannya sebagai berikut:

Omnibus Tests of Model Coefficients

		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	4.022	1	.045
	Block	4.022	1	.045
	Model	4.022	1	.045

Variables in the Equation

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95.0% C.I. for EXP(B)	
								Lower	Upper
Step 1	ht	1.214	.608	3.979	1	.046	3.365	1.021	11.088
	Constant	-.877	.165	28.249	1	.000	.416		

a. Variable(s) entered on step 1: ht.

Hasil uji didapatkan p value = 0,045 (p value < 0,25) berarti masuk dalam multivariat

4. Analisis bivariat antara “kelainan uterus” dengan “bblr”

1. Pilih “Analyze”
2. Pilih “Regression”
3. Klik “Binary Logistic”, muncul menu dialog yang berisi kotak Dependent dan kotak Covariates.
4. Pada kotak Dependent tetap berisi “low” dan pada kotak Covariates isikan “ui”. Klik OK, Tampilannya sebagai berikut:

Omnibus Tests of Model Coefficients

		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	5.076	1	.024
	Block	5.076	1	.024
	Model	5.076	1	.024

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95.0% C.I. for EXP(B)	
							Lower	Upper
Step 1 ui	.947	.417	5.162	1	.023	2.578	1.139	5.834
Constant	-.947	.176	29.072	1	.000	.388		

a. Variable(s) entered on step 1: ui.

Hasil p value 0,024 (p value < 0,25), maka variabel kelainan uterus dapat lanjut ke multivariat

5. Analisis bivariat antara “periksa hamil” dengan “bblr”

1. Pilih “Analyze”

2. Pilih “Regression”

3. Klik “Binary Logistic”, muncul menu dialog yang berisi kotak Dependent dan kotak Covariates.

4. Pada kotak Dependent tetap berisi “low” dan pada kotak Covariates isikan “ftv”. Klik OK, Tampilannya sebagai berikut:

Omnibus Tests of Model Coefficients

	Chi-square	df	Sig.
Step 1 Step	.773	1	.379
Block	.773	1	.379
Model	.773	1	.379

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95.0% C.I. for EXP(B)	
							Lower	Upper
Step 1 ftv	-.135	.157	.744	1	.389	.874	.643	1.188
Constant	-.687	.195	12.427	1	.000	.503		

a. Variable(s) entered on step 1: ftv.

Hasil uji p value = 0,379 (p value > 0,25) sehingga secara statistik tidak dapat lanjut ke multivariat, namun karena secara substansi variabel periksa hamil sangat penting, maka variabel ini dapat dianalisis multivariat.

6. Analisis bivariat antara “merokok” dengan “bblr”

Omnibus Tests of Model Coefficients

		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	4.867	1	.027
	Block	4.867	1	.027
	Model	4.867	1	.027

Variables in the Equation

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95.0% C.I. for EXP(B)	
								Lower	Upper
Step 1	smoke	.704	.320	4.852	1	.028	2.022	1.081	3.783
	Constant	-1.087	.215	25.627	1	.000	.337		

a. Variable(s) entered on step 1: smoke.

Hasil analisis bivariat didapatkan p value = 0,027 (< 0,25) dengan demikian variabel merokok dapat masuk ke multivariat.

7. Analisis bivariat antara “prematur” dengan “bblr”

Omnibus Tests of Model Coefficients

		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	6.779	1	.009
	Block	6.779	1	.009
	Model	6.779	1	.009

Variables in the Equation

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95.0% C.I. for EXP(B)	
								Lower	Upper
Step 1	ptl	.802	.317	6.391	1	.011	2.230	1.197	4.151
	Constant	-.964	.175	30.370	1	.000	.381		

a. Variable(s) entered on step 1: ptl.

Hasil analisis didapatkan p value sebesar 0,009 berarti $< 0,25$ sehingga variabel riwayat adanya prematur dapat masuk ke multivariat

Hasil seleksi bivariat :

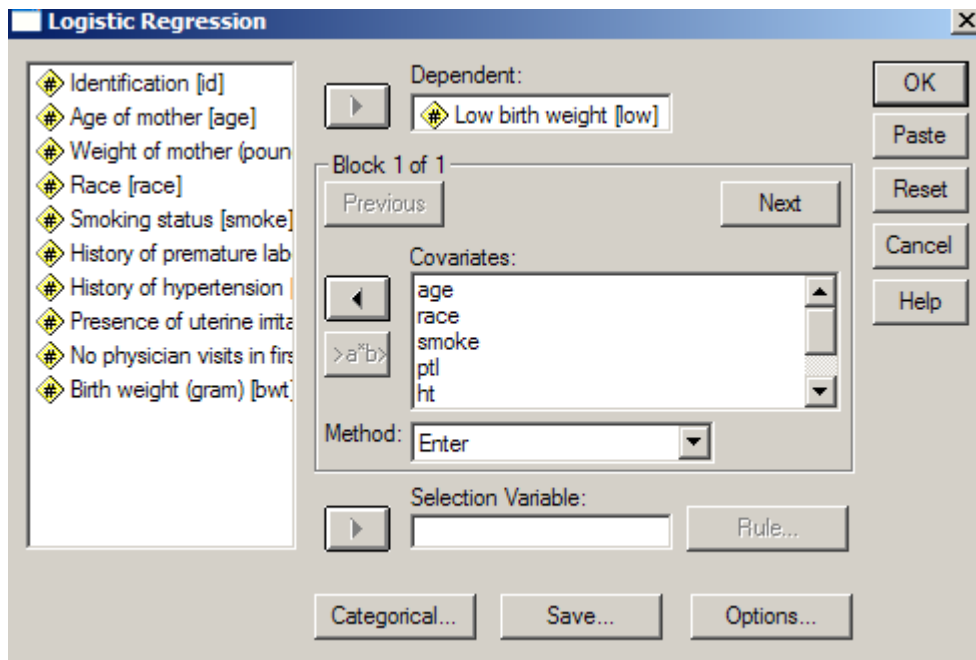
Variabel	P value
Umur	0,097
Ras	0,082
Hipertensi	0,045
Kelainan uterus	0,024
Periksa hamil	0,379
Merokok	0,027
Prematur	0,009

Hasil seleksi bivariat semua variabel menghasilkan p value $< 0,25$, hanya periksa hamil yang p valuenya $> 0,25$. namun variabel periksa hamil tetap dianalisis multivariat oleh karena secara substansi periksa hamil merupakan variabel yang sangat penting berhubungan dengan kejadian bblr.

6.2. PEMODELAN MULTIVARIAT

Selanjutnya dilakukan analisis multivariat keenam variabel tersebut dengan kejadian bblr.

- 1.. Lakukan pemilihan variabel yang berhubungan signifikan dengan variabel dependen.
1. Pilih "*Analyze*"
2. Pilih "*Regression*"
3. Klik "*Binary Logistic*", muncul menu dialog yang berisi kotak Dependent dan kotak Covariates.
4. Pada kotak Dependent tetap berisi "low" dan pada kotak Covariates isikan variabel age, race, smoke, ptl, ht, ui, ftv. Ingat untuk Race dilakukan dummy.
5. Klik Option, pilih 'CI for exp(B)'
6. Klik 'Continue'



7. Klik 'OK'

Logistic Regression

Variables in the Equation

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95.0% C.I. for EXP(B)	
								Lower	Upper
Step 1 ^a	age	-.041	.036	1.249	1	.264	.960	.894	1.031
	race			6.783	2	.034			
	race(1)	1.009	.502	4.034	1	.045	2.743	1.025	7.345
	race(2)	1.003	.426	5.560	1	.018	2.727	1.185	6.280
	smoke	.964	.391	6.090	1	.014	2.622	1.219	5.639
	ptl	.630	.340	3.429	1	.064	1.877	.964	3.654
	ht	1.361	.631	4.648	1	.031	3.902	1.132	13.451
	ui	.802	.458	3.066	1	.080	2.229	.909	5.468
	ftv	.009	.161	.003	1	.954	1.009	.736	1.384
	Constant	-1.183	.919	1.659	1	.198	.306		

a. Variable(s) entered on step 1: age, race, smoke, ptl, ht, ui, ftv.

Dari hasil analisis terlihat ada 4 variabel yang p valuenya > 0,05 yaitu age, ptl, ui dan ftv, yang terbesar adalah ftv, sehingga pemodelan selanjutnya variabel ftv dikeluarkan dari model.

Dengan langkah yang sama akhirnya diperoleh hasil sebagai berikut.

Logistic Regression

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95.0% C.I. for EXP(B)	
							Lower	Upper
Step 1								
age	-.040	.036	1.275	1	.259	.960	.896	1.030
race			6.781	2	.034			
race(1)	1.009	.503	4.035	1	.045	2.744	1.025	7.347
race(2)	1.002	.425	5.562	1	.018	2.723	1.184	6.262
smoke	.963	.390	6.086	1	.014	2.620	1.219	5.632
ptl	.629	.340	3.423	1	.064	1.875	.963	3.651
ht	1.358	.629	4.663	1	.031	3.889	1.134	13.341
ui	.800	.457	3.063	1	.080	2.226	.908	5.454
Constant	-1.184	.919	1.661	1	.197	.306		

a. Variable(s) entered on step 1: age, race, smoke, ptl, ht, ui.

Setelah ftv dikeluarkan kita lihat perubahan nilai OR untuk variabel age, race, smoke, ptl, ht, dan ui.

Variabel	OR ftv ada	OR ftv tak ada	perubahan OR
Age	0.960	0.960	0 %
Race(1)	2.743	2.744	0 %
Race(2)	2.727	2.723	0 %
Smoke	2.622	2.620	0 %
Ptl	1.877	1.875	0,1 %
Ht	3.902	3.889	0.3 %
ui	2.229	2.226	0,1 %
ftv	1.009		

Dengan hasil perbandingan OR terlihat tidak ada yang > 10 % dengan demikian dikeluarkan dalam model. Selanjutnya variabel yang terbesar p valuenya adalah umur, dengan demikian dikeluarkan dari model dan hasilnya

Hasilnya :

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95.0% C.I. for EXP(B)	
							Lower	Upper
Step 1			7.968	2	.019			
race			4.723	1	.030	2.968	1.113	7.916
race(1)	1.088	.501	6.422	1	.011	2.883	1.271	6.538
race(2)	1.059	.418	6.569	1	.010	2.694	1.263	5.747
smoke	.991	.387	2.975	1	.085	1.779	.925	3.422
ptl	.576	.334	4.640	1	.031	3.912	1.131	13.537
ht	1.364	.633	3.585	1	.058	2.350	.970	5.692
ui	.855	.451	30.917	1	.000	.117		
Constant	-2.146	.386						

a. Variable(s) entered on step 1: race, smoke, ptl, ht, ui.

Setelah variabel umur dikeluarkan, kita cek lagi perubahan OR untuk variabel yang masih aktif di model.

Variabel	OR age ada	OR age tak ada	perubahan OR
Age	0.960	-	
Race(1)	2.743	2.968	8,2 %
Race(2)	2.727	2.883	5,7 %
Smoke	2.622	2.694	2,7 %
Ptl	1.877	1.779	5,2 %
Ht	3.902	3.912	0.3 %
ui	2.229	2.350	5,4 %
ftv	1.009		

Dari analisis perbandingan OR, ternyata perubahannya < 10 %, dengan demikian variabel umur dikeluarkan dari model

Langkah selanjutnya mengeluarkan variabel yang p valuenya > 0,05, variabel ptl dikeluarkan model, hasilnya

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95.0% C.I. for EXP(B)	
							Lower	Upper
Step 1								
race			8.245	2	.016			
race(1)	1.064	.499	4.545	1	.033	2.897	1.090	7.704
race(2)	1.083	.413	6.877	1	.009	2.955	1.315	6.640
smoke	1.094	.380	8.299	1	.004	2.986	1.419	6.286
ht	1.359	.630	4.660	1	.031	3.894	1.133	13.379
ui	1.006	.438	5.262	1	.022	2.734	1.158	6.458
Constant	-2.092	.380	30.307	1	.000	.123		

a. Variable(s) entered on step 1: race, smoke, ht, ui.

Setelah ptl dikeluarkan, kita lihat perubahan OR nya:

Variabel	OR ptl ada	OR ptl tak ada	perubahan OR
Age	0.960	-	
Race(1)	2.743	2.897	5,6 %
Race(2)	2.727	2.955	8,3 %
Smoke	2.622	2.986	13,8 %
Ptl	1.877	-	-
Ht	3.902	3.894	0.2 %
ui	2.229	2.734	22,6 %
ftv	1.009	-	

Ternyata setelah ptl dikeluarkan, OR variabel merokok dan kelainan uterus berubah > 10 %, dengan demikian variabel ptl dimasukkan kembali dalam model.

Kemudian variabel ui dikeluarkan dalam model karena p valuenya > 0,05, dan hasilnya sebagai berikut:

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95.0% C.I. for EXP(B)	
							Lower	Upper
Step 1 ^a								
race			8.286	2	.016			
race(1)	1.062	.500	4.513	1	.034	2.894	1.086	7.712
race(2)	1.085	.411	6.949	1	.008	2.958	1.321	6.626
smoke	.996	.382	6.794	1	.009	2.707	1.280	5.726
ht	1.221	.629	3.764	1	.052	3.390	.988	11.640
ptl	.696	.325	4.596	1	.032	2.007	1.062	3.793
Constant	-2.025	.372	29.586	1	.000	.132		

a. Variable(s) entered on step 1: race, smoke, ht, ptl.

Kita lihat kembali perubahan nilai OR setelah variabel ui dikeluarkan :

Variabel	OR ui ada	OR ui tak ada	perubahan OR
Age	0.960	-	
Race(1)	2.743	2.894	5,5 %
Race(2)	2.727	2.958	8,4 %
Smoke	2.622	2.707	3,2 %
Ptl	1.877	2.007	6,9 %
Ht	3.902	3.390	13.1 %
ui	2.229	-	-
ftv	1.009	-	-

Setelah dilakukan perbandingan OR, ternyata variabel ht berubah > 10 %, dengan demikian variabel ui masuk kembali dalam model. Akhirnya model yang dihasilkan adalah sebagai berikut:

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95.0% C.I. for EXP(B)	
							Lower	Upper
Step 1								
race			7.968	2	.019			
race(1)	1.088	.501	4.723	1	.030	2.968	1.113	7.916
race(2)	1.059	.418	6.422	1	.011	2.883	1.271	6.538
smoke	.991	.387	6.569	1	.010	2.694	1.263	5.747
ptl	.576	.334	2.975	1	.085	1.779	.925	3.422
ht	1.364	.633	4.640	1	.031	3.912	1.131	13.537
ui	.855	.451	3.585	1	.058	2.350	.970	5.692
Constant	-2.146	.386	30.917	1	.000	.117		

a. Variable(s) entered on step 1: race, smoke, ptl, ht, ui.

6.3. UJI INTERAKSI

Uji interaksi dilakukan pada variabel yang diduga secara substansi ada interaksi, kalau memang tidak ada tidak perlu dilakukan uji interaksi. Dalam kasus sekarang, misalkan kita duga merokok berinteraksi dengan hipertensi.

Langkahnya:

- a. klik analysis, klik regression, klik binary ogistik
- b. Kotak dependen isikan low
- c. Kotak Kovariat isikan Race, smoke, ptl, ht dan ui
- d. Klik tombol Next
- e. isikan : smoke*ht ke kotak kovariat
- f. klik OK

lihat hasilnya pada bagian Block 2

Block 2: Method = Enter

Omnibus Tests of Model Coefficients

		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	.000	1	.994
	Block	.000	1	.994
	Model	26.560	7	.000

Variables in the Equation

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95.0% C.I. for EXP(B)	
								Lower	Upper
Step 1	race			7.900	2	.019			
	race(1)	1.088	.502	4.692	1	.030	2.969	1.109	7.946
	race(2)	1.059	.419	6.387	1	.011	2.883	1.268	6.555
	smoke	.990	.397	6.211	1	.013	2.692	1.236	5.865
	ptl	.576	.336	2.937	1	.087	1.779	.921	3.438
	ht	1.360	.831	2.680	1	.102	3.896	.765	19.852
	ui	.854	.451	3.584	1	.058	2.350	.970	5.693
	ht by smoke	.010	1.283	.000	1	.994	1.010	.082	12.491
	Constant	-2.146	.386	30.875	1	.000	.117		

a. Variable(s) entered on step 1: ht * smoke .

Pada output bagian **Block 2:Method=Enter**, terlihat hasil uji omnibusnya memperlihatkan p value = 0,994 (lihat bagian step) berarti lebih besar dari 0,05, berarti : tidak ada interaksi antara merokok dengan hipertensi.

Dengan demikian pemodelan telah selesai, model yang valid adalah model tanpa ada interaksi:

6.4. MODEL AKHIR dan INTERPRETASI

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95.0% C.I. for EXP(B)	
							Lower	Upper
Step 1								
race			7.968	2	.019			
race(1)	1.088	.501	4.723	1	.030	2.968	1.113	7.916
race(2)	1.059	.418	6.422	1	.011	2.883	1.271	6.538
smoke	.991	.387	6.569	1	.010	2.694	1.263	5.747
ptl	.576	.334	2.975	1	.085	1.779	.925	3.422
ht	1.364	.633	4.640	1	.031	3.912	1.131	13.537
ui	.855	.451	3.585	1	.058	2.350	.970	5.692
Constant	-2.146	.386	30.917	1	.000	.117		

a. Variable(s) entered on step 1: race, smoke, ptl, ht, ui.

Interpretasi:

Model regresi logistik hanya dapat digunakan untuk penelitian yang bersifat **Kohort**. Sedangkan untuk penelitian yang bersifat *cross sectional* atau *case control*, interpretasi yang dapat dilakukan hanya menjelaskan nilai OR (Exp B) pada masing-masing variabel. Oleh karena analisisnya multivariat maka nilai OR-nya sudah terkontrol (*adjusted*) oleh variabel lain yang ada dalam model.

Dari analisis multivariat ternyata variabel yang berhubungan bermakna dengan kejadian BBLR adalah variabel ras, merokok dan hipertensi. Sedangkan variabel riwayat prematur dan kelainan uterus sebagai variabel konfounding. Hasil analisis didapatkan Odds Ratio (OR) dari variabel hipertensi adalah 3,9, artinya Ibu yang menderita hipertensi akan melahirkan bayi BBLR sebesar 4 kali lebih tinggi dibandingkan ibu yang tidak menderita hipertensi setelah dikontrol variabel race, merokok, prematur dan uterus. Secara sama dapat diinterpretasikan untuk variabel yang lain.

Untuk melihat **variabel mana yang paling besar pengaruhnya** terhadap variabel dependen, dilihat dari exp (B) untuk variabel yang signifikan, semakin besar nilai exp (B) berarti semakin besar pengaruhnya terhadap variabel dependen yang dianalisis. Dalam data ini berarti hipertensi yang paling besar pengaruhnya terhadap kejadian bayi BBLR.

7. Aplikasi Egresi Logistik Model Faktor Risiko

Gunakan Data ASI.50.SAV

Tujuan analisis :

Untuk mengetahui hubungan pekerjaan dengan menyusui eksklusif

Variabel independen utama : Pekerjaan

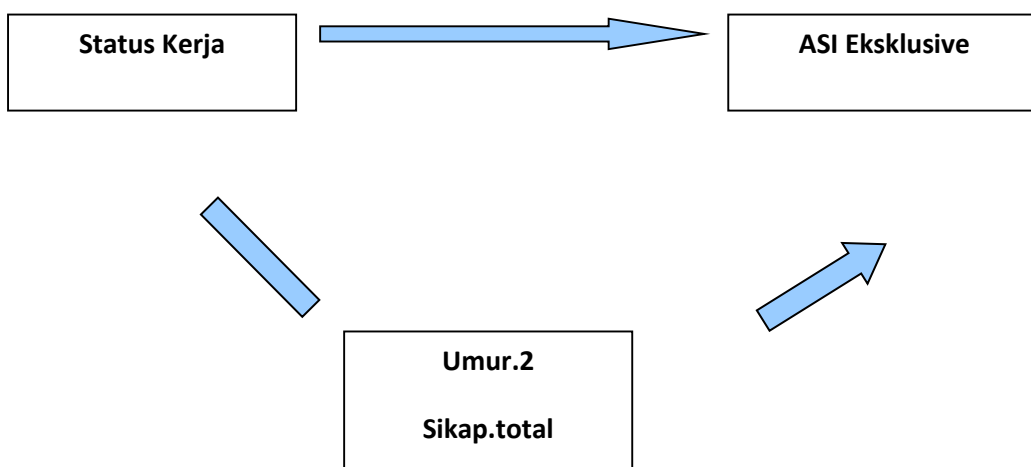
Variabel dependen : Eksklusif

Variabel konfounding : umur dan sikap.

Variabel umur berbentuk dua katagori yaitu ≤ 30 th dan > 30 th menjadi umur.2

Variabel SIKAP berbentuk numerik, yaitu penjumlahan dari sikap1, sikap2, sikap3, dan sikap4 menjadi sikap.total.

Kerangka Konsep Analisis Model Faktor Risiko:



7.1. FULL MODEL REGRESI LOGISTIK DAN INTERAKSI

A. Langkah pertama: menyusun model mencakup semua variabel dan variabel interaksi

Cara

1. Pilih "Analyze"
2. Pilih "Regression"
3. Klik "Binary Logistic", muncul menu dialog yang berisi kotak Dependent dan Covariat. Pada kotak Dependen isikan variabel yang kita perlakukan sebagai dependen (dalam contoh ini berarti eksclu) dan pada kotak Covariat isikan variabel independen utama beserta variabel konfounding dan interaksinya (dalam hal ini berarti: kerja, umur1, sikap, kerja*umur1, kerja*sikap)
4. Klik 'OK', dan hasilnya sebagai berikut:

Logistic Regression

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95.0% C.I. for EXP(B)	
							Lower	Upper
Step 1 ^a								
kerja	-20.275	28420.722	.000	1	.999	.000	.000	.
umur1	1.681	1.197	1.972	1	.160	5.372	.514	56.109
sikap	-.052	.114	.208	1	.648	.949	.760	1.186
kerja by umur1	20.279	28420.722	.000	1	.999	6E+008	.000	.
kerja by sikap	.148	.159	.869	1	.351	1.160	.849	1.583
Constant	-1.505	1.432	1.105	1	.293	.222		

a. Variable(s) entered on step 1: kerja, umur1, sikap, kerja * umur1 , kerja * sikap .

Dari output model penuh/lengkap ini kita lakukan uji interaksi, variabel dikatakan berinteraksi bila p valuenya < 0,05. Seleksinya dengan mengeluarkan secara bertahap Variabel interaksi yang tidak signifikan ($p > 0,05$), pengeluaran dilakukan secara bertahap dari variabel interaksi yang p value-nya terbesar. Dari hasil di atas variabel interaksi "Pekerjaan by umur" mempunyai nilai p terbesar ($p = 0,999$) sehingga variabel tersebut dikeluarkan dari model. Dan model menjadi:

Logistic Regression

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95.0% C.I. for EXP(B)	
							Lower	Upper
Step 1								
kerja	-.445	1.718	.067	1	.795	.641	.022	18.557
umur1	2.217	1.146	3.741	1	.053	9.177	.971	86.749
sikap	-.060	.114	.274	1	.601	.942	.753	1.178
kerja by sikap	.175	.156	1.264	1	.261	1.191	.878	1.616
Constant	-1.881	1.483	1.610	1	.205	.152		

a. Variable(s) entered on step 1: kerja, umur1, sikap, kerja * sikap .

Dari output diatas, variabel interaksi 'kerja by sikap' harus dikeluarkan dari model karena p valuenya > 0,05. Setelah dikeluarkan hasilnya:

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95.0% C.I. for EXP(B)	
							Lower	Upper
Step 1								
kerja	1.376	.666	4.273	1	.039	3.959	1.074	14.592
umur1	2.260	1.157	3.812	1	.051	9.582	.991	92.609
sikap	.035	.076	.212	1	.645	1.036	.893	1.202
Constant	-2.876	1.239	5.384	1	.020	.056		

a. Variable(s) entered on step 1: kerja, umur1, sikap.

Dengan demikian hasil uji interaksi sudah selesai, kesimpulannya tidak ada variabel interaksi, langkah selanjutnya uji konfounding

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 1 ^a						
kerja	1.376	.666	4.273	1	.039	3.959
umur.2	2.260	1.157	3.812	1	.051	9.582
Sikap.total	-.035	.076	.212	1	.645	.966
Constant	-.760	.993	.586	1	.444	.468

a. Variable(s) entered on step 1: kerja, umur.2, Sikap.total.

7.2. UJI KONFOUNDING REGRESI LOGISTIK

Uji konfounding dengan cara melihat perbedaan nilai OR untuk variabel utama dengan dikeluarkannya variabel kandidat konfounding, bila perubahannya > 10 %, maka variabel tersebut dianggap sebagai variabel konfounding.

Tahap pertama : akan dikeluarkan variabel Sikap, setelah dikeluarkan dari model hasilnya sebagai berikut:'

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95.0% C.I. for EXP(B)	
							Lower	Upper
Step 1 ^a								
kerja	1.413	.660	4.585	1	.032	4.110	1.127	14.985
umur1	2.378	1.135	4.389	1	.036	10.783	1.165	99.754
Constant	-2.624	1.113	5.555	1	.018	.073		

a. Variable(s) entered on step 1: kerja, umur1.

Setelah variabel sikap dikeluarkan terlihat perubahan OR variabel utama kerja sebesar : $(4,111 - 3,959)/3,959 = 3,83\%$. Dengan demikian variabel sikap bukan konfounding, dan harus dikeluarkan dari model

Langkah selanjutnya mengeluarkan variabel umur, setelah dikeluarkan hasilnya:

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95.0% C.I. for EXP(B)	
							Lower	Upper
Step 1 kerja	1.698	.618	7.545	1	.006	5.464	1.627	18.357
Constant	-.754	.429	3.091	1	.079	.471		

a. Variable(s) entered on step 1: kerja.

Setelah variabel umur dikeluarkan terlihat perubahan OR variabel utama: kerja sebesar : $(5,464-3,959)/3,959 = 38,01\%$. Dengan demikian variabel umur merupakan variabel konfounding. Untuk itu variabel umur harus tetap ikut dalam model sebagai konfounding hubungan kerja dengan menyusui eksklusif.

7.3. MODEL AKHIR DAN INTERPRETASI

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95.0% C.I. for EXP(B)	
							Lower	Upper
Step 1 kerja	1.413	.660	4.585	1	.032	4.110	1.127	14.985
umur1	2.378	1.135	4.389	1	.036	10.783	1.165	99.754
Constant	-2.624	1.113	5.555	1	.018	.073		

a. Variable(s) entered on step 1: kerja, umur1.

Interpretasi:

Setelah dilakukan analisis *confounding*, ternyata, umur merupakan *confounding* hubungan pekerjaan dengan menyusui eksklusif, maka modelnya adalah sebagai berikut:

Dari model di atas dapat dijelaskan bahwa ibu yang tidak bekerja mempunyai peluang menyusui eksklusif 4 kali dibandingkan ibu yang bekerja setelah dikontrol variabel "umur".

DAFTAR PUSTAKA

- Ariawan, Iwan 1998. *Besar dan metode Sampel pada Penelitian Kesehatan*, Jurusan Biostatistik dan Kependudukan Fakultas Kesehatan Masyarakat. Universitas Indonesia, Depok
- Chow SC, Shao J, Wang H. 2008. *Sample Size Calculations in Clinical Research*. Second edition. Chapman & Hall/CRC
- Daniel, Wayne W, 1999. *Biostatistics: A Foundation for Analysis in the Health Sciences*, John Wiley & Sons Inc.
- Kleimbaum, Kupper, Muller, 1988. *Applied Regression Analysis and Other Multivariable Method*. 2nd ed. Boston: PWS Kent Pub.Co.
- Kleinbaum, David G dan Klein, Mitchel, 2010. *Logistic Regression: A Self Learning Text*. Third edition. Spinger-Verlag. New York Berlin Heidelberg
- Kusma, Jan W, 1984. *Basic Statistics for the Health Sciences*. California: Mayfield Publishing Company.
- Lemeshow S, Hosmer D, Klar J, Lwanga S.,1997. *Besar Sampel dalam Penelitian Kesehatan*. Gajah Mada University Press. Yogyakarta
- Murti, Bhisma, 1997. *Prinsip-prinsip Metode Riset Epidemiologi*. UGM Press, Yogyakarta
- Pagano, Marcello, Kimberlee Gauvreau, 1993. *Principles of Biostatistics*. Belmont: Duxbury Press.
- Sastroasmoro, S., 2002. *Dasar-dasar Metodologi Penelitian Klinis*. Binarupa Aksara, Jakarta.
- SPSS Inc, 2005. *SPSS Advanced Models 17*. SPSS Inc, USA
- Supranto, 2004. *Analisis Multivariat*, Rineka Cipta, Jakarta.
- Tabachnick, Barbara G.,2001. *Using Multivariate Statistics*. USA. A Pearson Education Company

Lampiran Variabel dan Value Label Data BBLR.189.SAV.

No	Variabel		Label	Value	Label
1	UMUR	<i>age</i>	Umur ibu	numerik	tahun
2	BIBU	<i>lwt</i>	Berat ibu	numerik	pound
3	RAS	<i>race</i>	Ras atau suku bangsa	1	Kulit Putih
				2	Kulit Hitam
				3	Lainnya
4	ROKOK	<i>smoke</i>	Ibu perokok	0	Tidak
				1	Ya
5	PREMATUR	<i>ptl</i>	Riwayat melahirkan prematur	numerik	Kali
6	HT	<i>ht</i>	Hipertensi	0	Tidak
				1	Ya
7	UI	<i>ui</i>	Uterus mengalami Irritabilitas	0	Tidak
				1	Ya
8	ANC	<i>ftv</i>	Frekuensi Antenatal di trimester-1	numerik	kali
9	BBAYI	<i>bwt</i>	Berat bayi lahir	numerik	gram
10	BBLR	<i>low</i>	Berat bayi lahir rendah (<2500 gram)	0	Tidak
				1	Ya

Lampiran data BBLR.189.SAV.

No	UMUR	BIBU	RAS	ROKOK	PREMATUR	HT	UI	ANC	BBAYI	BBLR
1	28	120	3	1	1	0	1	0	709	1
2	29	130	1	0	0	0	1	2	1021	1
3	34	187	2	1	0	1	0	0	1135	1
4	25	105	3	0	1	1	0	0	1330	1
5	25	85	3	0	0	0	1	0	1474	1
6	27	150	3	0	0	0	0	0	1588	1
7	23	97	3	0	0	0	1	1	1588	1
8	24	128	2	0	1	0	0	1	1701	1
9	24	132	3	0	0	1	0	0	1729	1
10	21	165	1	1	0	1	0	1	1790	1
11	32	105	1	1	0	0	0	0	1818	1
12	19	91	1	1	2	0	1	0	1885	1
13	25	115	3	0	0	0	0	0	1893	1
14	16	130	3	0	0	0	0	1	1899	1
15	25	92	1	1	0	0	0	0	1928	1
16	20	150	1	1	0	0	0	2	1928	1
17	21	200	2	0	0	0	1	2	1928	1
18	24	155	1	1	1	0	0	0	1936	1
19	21	103	3	0	0	0	0	0	1970	1
20	20	125	3	0	0	0	1	0	2055	1
21	25	89	3	0	2	0	0	1	2055	1
22	19	102	1	0	0	0	0	2	2082	1
23	19	112	1	1	0	0	1	0	2084	1
24	26	117	1	1	1	0	0	0	2084	1
25	24	138	1	0	0	0	0	0	2100	1
26	17	130	3	1	1	0	1	0	2125	1
27	20	120	2	1	0	0	0	3	2126	1
28	22	130	1	1	1	0	1	1	2187	1
29	27	130	2	0	0	0	1	0	2187	1

30	20	80	3	1	0	0	1	0	2211	1
31	17	110	1	1	0	0	0	0	2225	1
32	25	105	3	0	1	0	0	1	2240	1
33	20	109	3	0	0	0	0	0	2240	1
34	18	148	3	0	0	0	0	0	2282	1
35	18	110	2	1	1	0	0	0	2296	1
36	20	121	1	1	1	0	1	0	2296	1
37	21	100	3	0	1	0	0	4	2301	1
38	26	96	3	0	0	0	0	0	2325	1
39	31	102	1	1	1	0	0	1	2353	1
40	15	110	1	0	0	0	0	0	2353	1
41	23	187	2	1	0	0	0	1	2367	1
42	20	122	2	1	0	0	0	0	2381	1
43	24	105	2	1	0	0	0	0	2381	1
44	15	115	3	0	0	0	1	0	2381	1
45	23	120	3	0	0	0	0	0	2395	1
46	30	142	1	1	1	0	0	0	2410	1
47	22	130	1	1	0	0	0	1	2410	1
48	17	120	1	1	0	0	0	3	2414	1
49	23	110	1	1	1	0	0	0	2424	1
50	17	120	2	0	0	0	0	2	2438	1
51	26	154	3	0	1	1	0	1	2442	1
52	20	105	3	0	0	0	0	3	2450	1
53	26	190	1	1	0	0	0	0	2466	1
54	14	101	3	1	1	0	0	0	2466	1
55	28	95	1	1	0	0	0	2	2466	1
56	14	100	3	0	0	0	0	2	2495	1
57	23	94	3	1	0	0	0	0	2495	1
58	17	142	2	0	0	1	0	0	2495	1
59	21	130	1	1	0	1	0	3	2495	1
60	19	182	2	0	0	0	1	0	2523	0

61	33	155	3	0	0	0	0	3	2551	0
62	20	105	1	1	0	0	0	1	2557	0
63	21	108	1	1	0	0	1	2	2594	0
64	18	107	1	1	0	0	1	0	2600	0
65	21	124	3	0	0	0	0	0	2622	0
66	22	118	1	0	0	0	0	1	2637	0
67	17	103	3	0	0	0	0	1	2637	0
68	29	123	1	1	0	0	0	1	2663	0
69	26	113	1	1	0	0	0	0	2665	0
70	19	95	3	0	0	0	0	0	2722	0
71	19	150	3	0	0	0	0	1	2733	0
72	22	95	3	0	0	1	0	0	2750	0
73	30	107	3	0	1	0	1	2	2750	0
74	18	100	1	1	0	0	0	0	2769	0
75	18	100	1	1	0	0	0	0	2769	0
76	15	98	2	0	0	0	0	0	2778	0
77	25	118	1	1	0	0	0	3	2782	0
78	20	120	3	0	0	0	1	0	2807	0
79	28	120	1	1	0	0	0	1	2821	0
80	32	121	3	0	0	0	0	2	2835	0
81	31	100	1	0	0	0	1	3	2835	0
82	36	202	1	0	0	0	0	1	2836	0
83	28	120	3	0	0	0	0	0	2863	0
84	25	120	3	0	0	0	1	2	2877	0
85	28	167	1	0	0	0	0	0	2877	0
86	17	122	1	1	0	0	0	0	2906	0
87	29	150	1	0	0	0	0	2	2920	0
88	26	168	2	1	0	0	0	0	2920	0
89	17	113	2	0	0	0	0	1	2920	0
90	17	113	2	0	0	0	0	1	2920	0
91	24	90	1	1	1	0	0	1	2948	0

92	35	121	2	1	1	0	0	1	2948	0
93	25	155	1	0	0	0	0	1	2977	0
94	25	125	2	0	0	0	0	0	2977	0
95	29	140	1	1	0	0	0	2	2977	0
96	19	138	1	1	0	0	0	2	2977	0
97	27	124	1	1	0	0	0	0	2992	0
98	31	215	1	1	0	0	0	2	3005	0
99	33	109	1	1	0	0	0	1	3033	0
100	21	185	2	1	0	0	0	2	3042	0
101	19	189	1	0	0	0	0	2	3062	0
102	23	130	2	0	0	0	0	1	3062	0
103	21	160	1	0	0	0	0	0	3062	0
104	18	90	1	1	0	0	1	0	3076	0
105	18	90	1	1	0	0	1	0	3076	0
106	32	132	1	0	0	0	0	4	3080	0
107	19	132	3	0	0	0	0	0	3090	0
108	24	115	1	0	0	0	0	2	3090	0
109	22	85	3	1	0	0	0	0	3090	0
110	22	120	1	0	0	1	0	1	3100	0
111	23	128	3	0	0	0	0	0	3104	0
112	22	130	1	1	0	0	0	0	3132	0
113	30	95	1	1	0	0	0	2	3147	0
114	19	115	3	0	0	0	0	0	3175	0
115	16	110	3	0	0	0	0	0	3175	0
116	21	110	3	1	0	0	1	0	3203	0
117	30	153	3	0	0	0	0	0	3203	0
118	20	103	3	0	0	0	0	0	3203	0
119	17	119	3	0	0	0	0	0	3225	0
120	17	119	3	0	0	0	0	0	3225	0
121	23	119	3	0	0	0	0	2	3232	0
122	24	110	3	0	0	0	0	0	3232	0

123	28	140	1	0	0	0	0	0	3234	0
124	26	133	3	1	2	0	0	0	3260	0
125	20	169	3	0	1	0	1	1	3274	0
126	24	115	3	0	0	0	0	2	3274	0
127	28	250	3	1	0	0	0	6	3303	0
128	20	141	1	0	2	0	1	1	3317	0
129	22	158	2	0	1	0	0	2	3317	0
130	22	112	1	1	2	0	0	0	3317	0
131	31	150	3	1	0	0	0	2	3321	0
132	23	115	3	1	0	0	0	1	3331	0
133	16	112	2	0	0	0	0	0	3374	0
134	16	135	1	1	0	0	0	0	3374	0
135	18	229	2	0	0	0	0	0	3402	0
136	25	140	1	0	0	0	0	1	3416	0
137	32	134	1	1	1	0	0	4	3430	0
138	20	121	2	1	0	0	0	0	3444	0
139	23	190	1	0	0	0	0	0	3459	0
140	22	131	1	0	0	0	0	1	3460	0
141	32	170	1	0	0	0	0	0	3473	0
142	30	110	3	0	0	0	0	0	3475	0
143	20	127	3	0	0	0	0	0	3487	0
144	23	123	3	0	0	0	0	0	3544	0
145	17	120	3	1	0	0	0	0	3572	0
146	19	105	3	0	0	0	0	0	3572	0
147	23	130	1	0	0	0	0	0	3586	0
148	36	175	1	0	0	0	0	0	3600	0
149	22	125	1	0	0	0	0	1	3614	0
150	24	133	1	0	0	0	0	0	3614	0
151	21	134	3	0	0	0	0	2	3629	0
152	19	235	1	1	0	1	0	0	3629	0
153	25	95	1	1	3	0	1	0	3637	0

154	16	135	1	1	0	0	0	0	3643	0
155	29	135	1	0	0	0	0	1	3651	0
156	29	154	1	0	0	0	0	1	3651	0
157	19	147	1	1	0	0	0	0	3651	0
158	19	147	1	1	0	0	0	0	3651	0
159	30	137	1	0	0	0	0	1	3699	0
160	24	110	1	0	0	0	0	1	3728	0
161	19	184	1	1	0	1	0	0	3756	0
162	24	110	3	0	1	0	0	0	3770	0
163	23	110	1	0	0	0	0	1	3770	0
164	20	120	3	0	0	0	0	0	3770	0
165	25	241	2	0	0	1	0	0	3790	0
166	30	112	1	0	0	0	0	1	3799	0
167	22	169	1	0	0	0	0	0	3827	0
168	18	120	1	1	0	0	0	2	3856	0
169	16	170	2	0	0	0	0	4	3860	0
170	32	186	1	0	0	0	0	2	3860	0
171	18	120	3	0	0	0	0	1	3884	0
172	29	130	1	1	0	0	0	2	3884	0
173	33	117	1	0	0	0	1	1	3912	0
174	20	170	1	1	0	0	0	0	3940	0
175	28	134	3	0	0	0	0	1	3941	0
176	14	135	1	0	0	0	0	0	3941	0
177	28	130	3	0	0	0	0	0	3969	0
178	25	120	1	0	0	0	0	2	3983	0
179	16	95	3	0	0	0	0	1	3997	0
180	20	158	1	0	0	0	0	1	3997	0
181	26	160	3	0	0	0	0	0	4054	0
182	21	115	1	0	0	0	0	1	4054	0
183	22	129	1	0	0	0	0	0	4111	0
184	25	130	1	0	0	0	0	2	4153	0

185	31	120	1	0	0	0	0	2	4167	0
186	35	170	1	0	1	0	0	1	4174	0
187	19	120	1	1	0	0	0	0	4238	0
188	24	116	1	0	0	0	0	1	4593	0
189	45	123	1	0	0	0	0	1	4990	0

Lampiran Variabel dan Value Label Data ASI.50.SAV

No	Variabel	Label	Value	Label	
1	umur	Umur ibu	numerik	tahun	
2	didik.4	Tingkat Pendidikan responden	1	SD	
			2	SMP	
			3	SMU	
			4	PT	
3	kerja	Status kerja responden	0	Tidak kerja	
			1	Bekerja	
4	anak	Jumlah anak responden	numerik	orang	
5	eksklu	Pemberian ASI Eksklusif	0	Ya	
			1	Tidak	
6	hb1	Kadar Hb Ibu pengukuran pertama (gr%)	numerik	gram%	
7	hb2	Kadar Hb Ibu Pengukuran kedua (gr%)	numerik	gram%	
8	bayi	Berat badan Bayi (gr)	numerik	gram	
9	BBLR	Berat bayi lahir rendah (<2500 gram)	0	Ya BBLR	
			1	Normal	
10	SIKAP1	Sikap1 Bayi Segera diberi ASI	1 2 3 4 5	Sangat Tidak setuju	
11	SIKAP2	Sikap2 Bayi lahir diberi Kolostrum		Tidak Setuju	
12	SIKAP3	Sikap3 Diberi ASI saja sampai 4 bl		Kurang Setuju	
13	SIKAP4	Sikap4 Diberi ASI sampai 2 th		4	Setuju
				5	Sangat Setuju

Lampiran Data ASI.50.SAV

no	umur	didik.4	kerja	anak	eksklu	hb1	hb2	bayi	BBLR	SIKAP1	SIKAP2	SIKAP3	SIKAP4
1	23	1	1	1	1	10.1	11.1	2500	0	2	1	2	1
2	24	4	1	2	0	9.8	10.2	3000	1	4	3	3	4
3	34	2	0	3	1	11.1	11.5	4000	1	1	2	2	1
4	35	3	1	4	1	10.2	9.8	3600	1	2	3	4	2
5	19	1	0	4	0	10.4	10.1	3500	1	3	2	4	3
6	24	4	0	3	0	11.2	10	2700	1	5	4	4	4
7	22	3	0	2	0	12.5	12.2	2900	1	3	4	2	2
8	19	1	1	1	1	11.4	11.4	2600	1	2	1	1	2
9	26	3	1	1	0	13.2	12.3	3500	1	3	2	2	4
10	25	3	0	2	1	9.2	9.1	4000	1	4	4	5	4
11	21	1	0	3	1	10.1	11.1	3300	1	2	1	2	1
12	22	2	1	4	0	10.1	11.1	4100	1	2	4	2	4
13	19	3	0	4	0	10.2	9.8	2800	1	2	1	2	1
14	20	2	1	3	1	10.2	9.8	3600	1	2	3	4	4
15	23	3	0	2	0	10.2	9.8	2400	0	1	1	2	2
16	26	1	1	1	1	11.2	10	3000	1	5	4	4	4
17	27	4	0	1	0	11.2	10	3900	1	5	4	4	4
18	30	3	0	2	0	11.2	10	2800	1	5	4	4	4
19	31	4	1	3	1	13.2	12.3	3300	1	1	1	2	2
20	32	4	1	4	1	13.2	12.3	2100	0	3	2	4	4
21	23	1	1	4	1	10.1	11.1	2500	0	2	1	2	1
22	24	4	1	3	0	9.8	10.2	3000	1	4	3	3	4
23	34	2	0	2	1	11.1	11.5	4000	1	1	2	2	1
24	35	3	1	1	1	10.2	9.8	3600	1	2	1	1	2
25	19	1	0	1	0	10.4	10.1	3500	1	3	4	2	2
26	24	4	0	2	0	11.2	10	2700	1	5	4	4	4
27	22	3	0	3	0	12.5	12.2	2900	1	1	2	2	2
28	19	1	1	4	1	11.4	11.4	2600	1	2	1	1	2

29	26	3	1	4	0	13.2	12.3	3500	1	3	2	1	1
30	25	3	0	3	1	9.2	9.1	4000	1	4	4	5	4
31	21	1	0	2	1	10.1	11.1	3300	1	2	1	2	1
32	22	2	1	1	0	10.1	11.1	4100	1	2	1	2	1
33	19	3	0	1	0	10.2	9.8	2800	1	2	3	4	2
34	20	2	1	2	1	10.2	9.8	3600	1	2	3	1	1
35	23	3	0	3	0	10.2	9.8	2400	0	2	3	4	2
36	26	1	1	4	1	11.2	10	3000	1	5	4	4	4
37	27	4	0	4	0	11.2	10	3900	1	5	4	4	4
38	30	3	0	3	0	11.2	10	2800	1	5	4	4	4
39	31	4	1	2	1	13.2	12.3	3300	1	1	1	2	2
40	32	4	1	1	1	13.2	12.3	2100	0	3	2	2	2
41	21	1	0	2	1	10.1	11.1	3300	1	2	1	2	1
42	22	2	1	1	0	10.1	11.1	4100	1	2	1	2	1
43	19	3	0	1	0	10.2	9.8	2800	1	1	1	2	2
44	20	2	1	2	1	10.2	9.8	3600	1	2	3	4	2
45	23	3	0	3	0	10.2	9.8	2400	0	2	3	1	2
46	26	1	1	4	1	11.2	10	3000	1	5	4	4	4
47	27	4	0	4	0	11.2	10	3900	1	5	4	4	4
48	30	3	0	3	0	11.2	10	2800	1	5	4	4	4
49	31	4	1	2	1	13.2	12.3	3300	1	3	2	4	2
50	32	4	1	1	0	13.2	12.3	2100	0	3	1	1	2

Lampiran Variabel dan Value Label Data BAYI.189.SAV.

No	Variabel	Label	Value	Label
1	umur	Umur ibu	numerik	tahun
2	bbibu_1	Berat badan ibu (sebelum hamil)	numerik	Kilo gram
3	bbibu_2	Berat badan ibu (sesudah melahirkan)	numerik	Kilo gram
4	rokok	Apakah ibu perokok	0	Tidak
			1	Ya
5	ht	Apakah ibu hipertensi	0	Tidak
			1	Ya
6	didik	Tingkat pendidikan ibu	0	SD
			1	SMP
			2	SMA
8	bayi	Berat badan Bayi (gr)	numerik	gram
9	BBLR	Berat bayi lahir rendah (<2500 gram)	0	Tidak
			1	Ya BBLR

Lampiran Data BAYI.189.SAV.

No	umur	bbibu_1	bbibu_2	rokok	ht	didik	bbayi	bblr
1	28	54	56	1	0	0	709	1
2	29	58	59	0	0	0	1021	1
3	34	84	85	1	1	0	1135	1
4	25	47	48	0	1	0	1330	1
5	25	38	41	0	0	0	1474	1
6	27	68	68	0	0	0	1588	1
7	23	44	45	0	0	1	1588	1
8	24	58	56	0	0	1	1701	1
9	24	59	61	0	1	2	1729	1
10	21	74	74	1	1	0	1790	1
11	32	47	49	1	0	0	1818	1
12	19	41	43	1	0	1	1885	1
13	25	52	55	0	0	0	1893	1
14	16	58	58	0	0	0	1899	1
15	25	41	40	1	0	1	1928	1
16	20	68	69	1	0	1	1928	1
17	21	90	93	0	0	1	1928	1
18	24	70	73	1	0	2	1936	1
19	21	46	47	0	0	0	1970	1
20	20	56	59	0	0	0	2055	1
21	25	40	43	0	0	0	2055	1
22	19	46	47	0	0	0	2082	1
23	19	50	53	1	0	0	2084	1
24	26	53	54	1	0	0	2084	1
25	24	62	63	0	0	0	2100	1
26	17	58	57	1	0	1	2125	1

No	umur	bbibu_1	bbibu_2	rokok	ht	didik	bbayi	bblr
101	19	85	88	0	0	1	3062	0
102	23	58	58	0	0	1	3062	0
103	21	72	73	0	0	1	3062	0
104	18	40	43	1	0	2	3076	0
105	18	40	43	1	0	1	3076	0
106	32	59	64	0	0	1	3080	0
107	19	59	65	0	0	1	3090	0
108	24	52	51	0	0	1	3090	0
109	22	38	42	1	0	1	3090	0
110	22	54	57	0	1	1	3100	0
111	23	58	58	0	0	0	3104	0
112	22	58	59	1	0	0	3132	0
113	30	43	44	1	0	1	3147	0
114	19	52	54	0	0	2	3175	0
115	16	50	51	0	0	0	3175	0
116	21	50	50	1	0	0	3203	0
117	30	69	70	0	0	1	3203	0
118	20	46	48	0	0	1	3203	0
119	17	54	58	0	0	2	3225	0
120	17	54	58	0	0	2	3225	0
121	23	54	59	0	0	1	3232	0
122	24	50	54	0	0	1	3232	0
123	28	63	62	0	0	0	3234	0
124	26	60	66	1	0	0	3260	0
125	20	76	77	0	0	0	3274	0
126	24	52	53	0	0	1	3274	0

27	20	54	56	1	0	1	2126	1
28	22	58	59	1	0	1	2187	1
29	27	58	56	0	0	0	2187	1
30	20	36	41	1	0	0	2211	1
31	17	50	54	1	0	2	2225	1
32	25	47	49	0	0	2	2240	1
33	20	49	50	0	0	1	2240	1
34	18	67	70	0	0	1	2282	1
35	18	50	55	1	0	0	2296	1
36	20	54	57	1	0	0	2296	1
37	21	45	45	0	0	0	2301	1
38	26	43	40	0	0	0	2325	1
39	31	46	47	1	0	0	2353	1
40	15	50	56	0	0	0	2353	1
41	23	84	86	1	0	0	2367	1
42	20	55	58	1	0	0	2381	1
43	24	47	47	1	0	0	2381	1
44	15	52	56	0	0	1	2381	1
45	23	54	58	0	0	1	2395	1
46	30	64	64	1	0	1	2410	1
47	22	58	56	1	0	1	2410	1
48	17	54	58	1	0	1	2414	1
49	23	50	52	1	0	2	2424	1
50	17	54	59	0	0	1	2438	1
51	26	69	70	0	1	1	2442	1
52	20	47	47	0	0	0	2450	1
53	26	86	88	1	0	1	2466	1
54	14	45	45	1	0	1	2466	1
55	28	43	41	1	0	1	2466	1

127	28	112	112	1	0	1	3303	0
128	20	63	63	0	0	1	3317	0
129	22	71	72	0	0	1	3317	0
130	22	50	54	1	0	2	3317	0
131	31	68	70	1	0	1	3321	0
132	23	52	54	1	0	1	3331	0
133	16	50	53	0	0	1	3374	0
134	16	61	62	1	0	1	3374	0
135	18	103	103	0	0	1	3402	0
136	25	63	62	0	0	1	3416	0
137	32	60	65	1	0	1	3430	0
138	20	54	56	1	0	2	3444	0
139	23	86	88	0	0	2	3459	0
140	22	59	64	0	0	2	3460	0
141	32	76	77	0	0	2	3473	0
142	30	50	53	0	0	1	3475	0
143	20	57	58	0	0	1	3487	0
144	23	55	58	0	0	0	3544	0
145	17	54	58	1	0	1	3572	0
146	19	47	47	0	0	1	3572	0
147	23	58	56	0	0	2	3586	0
148	36	79	80	0	0	2	3600	0
149	22	56	58	0	0	1	3614	0
150	24	60	65	0	0	2	3614	0
151	21	60	63	0	0	2	3629	0
152	19	106	106	1	1	2	3629	0
153	25	43	44	1	0	2	3637	0
154	16	61	63	1	0	0	3643	0
155	29	61	62	0	0	2	3651	0

56	14	45	45	0	0	1	2495	1
57	23	42	40	1	0	1	2495	1
58	17	64	63	0	1	2	2495	1
59	21	58	57	1	1	2	2495	1
60	19	82	82	0	0	0	2523	0
61	33	70	74	0	0	1	2551	0
62	20	47	47	1	0	1	2557	0
63	21	49	50	1	0	1	2594	0
64	18	48	50	1	0	1	2600	0
65	21	56	56	0	0	1	2622	0
66	22	53	55	0	0	2	2637	0
67	17	46	47	0	0	2	2637	0
68	29	55	59	1	0	2	2663	0
69	26	51	54	1	0	0	2665	0
70	19	43	41	0	0	0	2722	0
71	19	68	70	0	0	0	2733	0
72	22	43	42	0	1	1	2750	0
73	30	48	50	0	0	1	2750	0
74	18	45	47	1	0	1	2769	0
75	18	45	47	1	0	1	2769	0
76	15	44	45	0	0	1	2778	0
77	25	53	55	1	0	2	2782	0
78	20	54	56	0	0	1	2807	0
79	28	54	58	1	0	2	2821	0
80	32	54	57	0	0	1	2835	0
81	31	45	47	0	0	0	2835	0
82	36	91	93	0	0	1	2836	0
83	28	54	59	0	0	1	2863	0
84	25	54	56	0	0	1	2877	0

156	29	69	72	0	0	2	3651	0
157	19	66	68	1	0	2	3651	0
158	19	66	69	1	0	2	3651	0
159	30	62	63	0	0	2	3699	0
160	24	50	52	0	0	2	3728	0
161	19	83	84	1	1	1	3756	0
162	24	50	51	0	0	2	3770	0
163	23	50	50	0	0	2	3770	0
164	20	54	57	0	0	1	3770	0
165	25	108	108	0	1	2	3790	0
166	30	50	54	0	0	2	3799	0
167	22	76	78	0	0	2	3827	0
168	18	54	59	1	0	2	3856	0
169	16	76	78	0	0	2	3860	0
170	32	84	86	0	0	2	3860	0
171	18	54	56	0	0	2	3884	0
172	29	58	58	1	0	1	3884	0
173	33	53	56	0	0	1	3912	0
174	20	76	78	1	0	0	3940	0
175	28	60	64	0	0	2	3941	0
176	14	61	64	0	0	2	3941	0
177	28	58	57	0	0	2	3969	0
178	25	54	56	0	0	2	3983	0
179	16	43	45	0	0	2	3997	0
180	20	71	75	0	0	2	3997	0
181	26	72	73	0	0	1	4054	0
182	21	52	51	0	0	1	4054	0
183	22	58	59	0	0	2	4111	0
184	25	58	60	0	0	1	4153	0

Tentang Penulis

Lahir di Desa Tagog, Kecamatan Conggeang, Kab.Sumedang, Jawa Barat tanggal 28 Juli 1970. Menyelesaikan Diploma III Jurusan Gizi, di Politeknik Kesehatan Bandung pada Tahun 1992, Sarjana Kesehatan Masyarakat di Universitas Indonesia Jakarta tahun 2000, dan Magister Kesehatan Masyarakat di Universitas Indonesia Jakarta tahun 2006, serta menyelesaikan Doktor Kesehatan Masyarakat di Universitas Indonesia Jakarta tahun 2015.

Sejak lulus dari Politeknik Kesehatan Bandung pada tahun 1992, langsung bekerja sebagai dosen di Jurusan Gizi Politeknik Kesehatan Kementerian Kesehatan Bandung sampai sekarang. Sejak Tahun 2018 menjadi kepala Pusat Penelitian dan pengabdian kepada Masyarakat di Poltekkes Kemenkes Bandung.

Beliau mengajar di bidang Statistik Deskriptif dan Inferensial, termasuk Statistik Non-parametrik, Manajemen dan Analisis Data. Mengajar Metode Penelitian Kuantitatif, Rancangan Sampel, dan Aplikasi Analisis Multivariat pada berbagai jenis studi penelitian kesehatan dan memberikan bantuan teknis dan konsultasi di bidang Biostatistik, Metode Penelitian, dan Teknik Analisis Data di berbagai universitas dan institusi kesehatan di Indonesia pada masyarakat umum, akademisi dan mahasiswa DIII, D IV, S1, S2, dan S3.



Nama dan Gelar:
Dr. Rr. Nur Fauziyah, SKM, MKM, RD



Alamat Kantor:
Politeknik Kesehatan Kemenkes Bandung
Jalan Pajajaran nomor 56 Bandung 40171
Telp : (022) 4231627, (022) 4231639, Fax : (022) 4231640
E-mail : info@poltekkesbandung.ac.id
Website : www.poltekkesbandung.ac.id

Jurusan Gizi
Phone: (+62-22) 6628150
Fax: (+62-22) 2000505
Hp: 0817226151
Email: roronur70@yahoo.com

Alamat Rumah:
Komplek Permata Biru, Blok W, No. 210, RT 09/20
Kel. Cinunuk, Kec. Cileunyi, Bandung 40393

