BAB III
IDENTIFIKASI VARIABEL MODERATOR KATEGORIK

3.1 Regresi Logistik

Regresi logistik merupakan suatu metode analisis data yang digunakan untuk mencari hubungan antara variabel respon yang bersifat biner (Hosmer dan lemeshow, 2000). Model regresi logistik sederhana yaitu model regresi logistik untuk satu variabel prediktor X dengan variabel respon Y yang bersifat dikotomi. Nilai variabel $Y = 1$ menyatakan adanya suatu karakteristik dan $Y = 0$ menyatakan tidak adanya suatu karakteristik (Hosmer dan lemeshow, 2000).

Jika variabel respon Y berdistribusi Bernoulli dengan parameter $\pi(x)$, maka fungsi probabilitasnya dinyatakan sebagai berikut:

$$f\ (y) = \pi^y (1-\pi)^{1-y}, \quad y = 0, 1 \tag{3.1}$$

Model umum regresi logistik dengan k buah variabel prediktor dinyatakan sebagai berikut:

$$\pi(x) = \frac{\exp(\beta_0+\beta_1 X_1+\cdots+\beta_k X_k)}{1+\exp(\beta_0+\beta_1 X_1+\cdots+\beta_k X_k)} \tag{3.2}$$

Dimana

$\pi(x)$ adalah peluang sukses probabilitas suatu peristiwa

β_0 adalah parameter intersep (konstan)

$\beta_1, \ldots, \beta_k$ adalah parameter koefisien regresi logistik

Fungsi (3.2) merupakan fungsi non linier sehingga perlu dilakukan transformasi ke dalam bentuk logit agar dapat dilihat hubungan antara variabel respon dengan variabel prediktornya. Hubungan antara variabel respon dengan variabel prediktor pada persamaan (3.2) dapat dilihat dengan terlebih dahulu mentransformasi persamaan (3.2) ke dalam bentuk logit. Hal ini dilakukan agar persamaan (3.2) yang merupakan fungsi non linier menjadi fungsi linier. Misalkan bentuk logit dari $\pi(x)$ dinotasikan dengan $g(x)$ dan dapat dituliskan sebagai berikut:

$$g(x) = ln\left[\frac{\exp(\beta_0+\beta_1 X_1+\cdots+\beta_k X_k)}{1-\exp(\beta_0+\beta_1 X_1+\cdots+\beta_k X_k)}\right] \tag{3.3}$$

sehingga diperoleh:

$$g(x) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \cdots + \beta_k X_k$$

$g(x)$ merupakan fungsi hubungan dari model logistik yang disebut fungsi logit dan mempunyai hubungan linier dengan parameter-parameternya. Penurunan rumusnya adalah sebagai berikut:

$$\pi(x) = \frac{\exp(g(x))}{1+\exp(g(x))}$$

$$\pi(x) = \frac{\exp(\beta_0+\beta_1 X_1+\cdots+\beta_k X_k)}{1+\exp(\beta_0+\beta_1 X_1+\cdots+\beta_k X_k)}$$

$$\{\pi(x)\}\{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \cdots + \beta_k X_k)\} = \{\exp(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \cdots + \beta_k X_k)\}$$

$$\{\pi(x) + \pi(x)\exp(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \cdots + \beta_k X_k)\} = \{\exp(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \cdots + \beta_k X_k)\}$$

$$\pi(x) = (1 - \pi(x))\,(\exp(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \cdots + \beta_k X_k))$$

$$\frac{\pi(x)}{1-\pi(x)} = \exp(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \cdots + \beta_k X_k)$$

$$\ln\left(\frac{\pi(x)}{1-\pi(x)}\right) = \ln(\exp(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \cdots + \beta_k X_k))$$

dengan memisalkan $g(x) = \ln\left(\frac{\pi(x)}{1-\pi(x)}\right)$ sehingga,

$$g(x) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \cdots + \beta_k X_k$$

3.2 Estimasi Parameter

Pada regresi linier, metode yang sering digunakan untuk menaksir parameter model regresi yang belum diketahui adalah dengan metode *least square*. Pada metode *least square* ini nilai $\hat{\beta}_k$ ditentukan dengan cara meminimumkan jumlah kuadrat deviasi nilai observasi Y dari nilai taksirannya. Namun, penaksiran parameter model regresi dengan menggunakan metode *least square* ini tidak dapat digunakan pada model regresi dengan variabel respon berjenis kategorik dengan demikian jelas bahwa metode *least square* tidak dapat digunakan untuk menaksir parameter-parameter pada model regresi logistik.

Penaksiran parameter model regresi logistik dapat dilakukan dengan menggunakan metode *maksimum likelihood*. Pada regresi logistik dengan variabel respon biner, distribusi yang dapat digunakan pada penaksiran parameter dengan menggunakan metode *maksimum likelihood* adalah distribusi bernoulli (Hosmer dan Lemeshow, 2000). Fungsi likelihood dari distribusi bernoulli untuk n sampel independen dinyatakan sebagai berikut (Hosmer dan Lemeshow, 2000):

$$l(\beta) = \prod_{i=1}^{n} \pi(x_i)^{Y_i} - (1 - \pi(x_i))^{Y_i}, \quad \beta = \pi(x_i), \ i = 1, 2, \cdots, n \qquad (3.4)$$

dengan Y_i menyatakan pengamatan pada variabel respon ke-i dan $\pi(x_i)$ merupakan peluang untuk variabel prediktor ke-i.

Selanjutnya, proses penaksiran parameter model regresi logistik dengan cara memaksimumkan logaritma murni dari fungsi likelihood (*log-likelihood*). Logaritma murni dari fungsi likelihood persamaan (3.4) tersebut di atas dinotasikan dengan $l(\beta)$ dan dituliskan sebagai berikut (Hosmer dan Lemeshow, 2000):

$$l(\beta) = \sum_{i=1}^{n} \{y_i ln[\pi(x_i)] + (1 - y_i) \ln[1 - \pi(x_i)]\} \qquad (3.5)$$

Untuk mendapatkan nilai penaksir koefisien regresi logistik β dilakukan dengan cara mendifferensialkan $l(\beta)$ terhadap β dan disamakan dengan nol, Untuk selengkapnya dituliskan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} l(\beta) &= \sum_{i=1}^{n} \{y_i ln[\pi(x_i)] + (1 - y_i) \ln[1 - \pi(x_i)]\} \\ &= \sum_{i=1}^{n} \{y_i ln[\pi(x_i)]\} + \sum_{i=1}^{n} \{+(1 - y_i) \ln[1 - \pi(x_i)]\} \\ &= \sum_{i=1}^{n} \{y_i ln[\pi(x_i)]\} + \left(\sum_{i=1}^{n} 1 - \sum_{i=1}^{n} y_i\right) \ln[1 - \pi(x_i)] \\ &= \sum_{i=1}^{n} \{y_i ln[\pi(x_i)]\} + \left(n - \sum_{i=1}^{n} y_i\right) \ln[1 - \pi(x_i)] \end{aligned}$$

Turunkan ln $l(\beta)$ terhadap $\pi(x_i)$

$$\frac{d \ln L(\beta)}{d\beta} = \frac{\sum_{i=1}^{n} y_i}{\pi(x_i)} + \frac{n - \sum_{i=1}^{n} y_i}{1 - \pi(x_i)} \ (-1)$$

$$= \frac{\sum_{i=1}^{n} y_i}{\pi(x_i)} - \frac{n - \sum_{i=1}^{n} y_i}{1 - \pi(x_i)}$$

$$\frac{d \ln L(\beta)}{d\beta} = 0$$

$$\frac{\sum_{i=1}^{n} y_i}{\pi(x_i)} - \frac{n - \sum_{i=1}^{n} y_i}{1 - \pi(x_i)} = 0$$

$$\frac{(\sum_{i=1}^{n} y_i)\big(1 - \pi(x_i)\big) - (n - \sum_{i=1}^{n} y_i)\big(\pi(x_i)\big)}{\big(\pi(x_i)\big)\big(1 - \pi(x_i)\big)} = 0$$

$$\left(\sum_{i=1}^{n} y_i\right)\big(1 - \widehat{\pi(x_\iota)}\big) - \left(n - \sum_{i=1}^{n} y_i\right)\big(\widehat{\pi(x_\iota)}\big) = 0$$

$$\sum_{i=1}^{n} y_i - \sum_{i=1}^{n} y_i\, \widehat{\pi(x_\iota)} - n\widehat{\pi(x_\iota)} + \sum_{i=1}^{n} y_i\, \widehat{\pi(x_\iota)} = 0$$

$$\sum_{i=1}^{n} y_i - n\widehat{\pi(x_\iota)} = 0$$

$$\sum_{i=1}^{n} y_i = n\widehat{\pi(x_\iota)}$$

$$\widehat{\pi(x_\iota)} = \frac{\sum_{i=1}^{n} y_i}{n}$$

Karena $\beta = \pi(x_i)$, maka didapatkan $\hat{\beta}$ yang merupakan penduga kemungkinan maksimum.

3.3 Uji Signifkansi Parameter

Setelah memperoleh taksiran nilai untuk parameter model, hal selanjutnya yang dilakukan yaitu melakukan uji signifikansi terhadap parameter yang telah diperoleh tersebut. Pengujian signifikansi terhadap parameter dilakukan utnuk mengetahui apakah taksiran parameter tersebut secara parsial berpengaruh secara signifikan atau tidak, serta untuk mengetahui apakah taksiran parameter tersebut secara simultan berpengaruh secara signifikan atau tidak.

Uji Signifikansi Parameter Model Secara Parsial

Uji signifikansi parameter model secara parsial dilakukan untuk mengetahui apakah parameter tersebut berpengaruh secara signifikan atau tidak.

Uji yang digunakan untuk mengetahui apakah taksiran parameter secara parsial berpengaruh secara signifikan atau tidak adalah dengan uji Wald (Hosmer dan Lemeshow, 2000).

Prosedur untuk mengetahui apakah taksiran parameter secara parsial berpengaruh secara signifikan atau tidak dengan menggunakan uji wald adalah sebagai berikut:

- Perumusan Hipotesis

  H_0 : $\beta_j = 0,$ $j = 1, 2, \dots, n$ (parameter dalam model tidak berpengaruh secara signifikan)

  H_1 : $\beta_j \neq 0,$ $j = 1, 2, \dots, n$ (parameter dalam model berpengaruh secara signifikan)

- Besaran yang diperlukan

  Besaran-besara yang diperlukan pada uji wald ini adalah $\hat{\beta}_j$ dan $SE(\hat{\beta}_j)$ dengan $j = 1, 2, \dots, n$.

- Statistik Uji

  Statistik uji pada uji wald dinotasikan dengan W dan didefiniskan sebagai berikut (Hosmer dan Lemeshow, 2000):

$$W = \left(\frac{\hat{\beta}_j}{SE(\hat{\beta}_j)}\right)^2$$

dengan: $SE(\hat{\beta}_j)$ = penaksir galat baku dari β_j

- Kriteria Pengujian

  Dengan mengambil taraf nyata atau signifikansi sebesar α, maka kriteria pengujian pada uji wald ini adalah Tolak H_0, jika $|W| > \chi^2_{(\alpha,\, 1)}$

- Kesimpulan

Uji Signifikansi Parameter Model Secara Simultan

Selain uji signifikansi parameter model secara parsial dilakukan pula uji signifikansi parameter model secara simultan. Uji yang digunakan untuk mengetahui apakah taksiran parameter secara simultan berpengaruh secara signifikan atau tidak adalah dengan uji rasio kemungkinan maksimum (Hosmer dan Lemeshow, 2000).

Prosedur untuk mengetahui apakah taksiran parameter secara parsial berpengaruh secara signifikan atau tidak dengan menggunakan uji rasio kemungkinan maksimum adalah sebagai berikut:

- Perumusan Hipotesis

  H_0 : $\beta_1 = \beta_2 = \cdots = \beta_n = 0$

  H_1 : minimal terdapat suatu j sedemikian sehingga $\beta_j \neq 0$,

  $j = 1, 2, \dots, n$
- Besaran yang diperlukan

  Besaran-besaran yang diperlukan pada uji rasio kemungkinan maksimum ini adalah L_o dan L_p, dimana L_o merupaan fungsi *likelihood* tanpa variabel prediktor dan L_p merupakan fungsi *likelihood* dengan *p* variabel prediktor.
- Statistik Uji

  Statistik uji pada uji rasio kemungkinan dinotasikan dengan G dan didefinisikan sebagi berikut (Hosmer dan Lemeshow, 2000):

$$\mathrm{G} = -2 \ln \left[\frac{L_o}{L_p} \right]$$

- Kriteria Pengujian

  Dengan mengambil taraf nyata atau taraf signifikansi sebesar α, maka kriteria pada uji rasio kemungkinan maksimum ini adalah H_0 ditolak jika $G > X^2{}_{(\alpha,k)}$ dimana k menyatakan banyaknya variabel prediktor.
- Kesimpulan

3.4 Uji Kesesuaian Model

Uji kesesuaian model digunakan untuk menilai apakah model yang diperoleh sesuai dengan data yang ada atau tidak. Pengujian untuk mengetahui apakah model yang diperoleh sesuai atau tidak terhadap data yang ada dilakukan dengan menggunakan uji Hosmer dan Lemeshow (Hosmer dan Lemeshow, 2000). Apabila hasil uji Hosmer dan Lemeshow diterima, maka model yang diperoleh dinilai dapat memprediksi nilai observasinya.

Prosedur uji kesesuaian model dengan menggunakan uji Hosmer dan Lemeshow $\hat{C}$ yang ditentukan berdasarkan pada nilai $Y = 1$ adalah sebagai berikut:

- Perumusan Hipotesis

  H_0 : Model yang diperoleh sesuai

  H_1 : Model yang diperoleh tidak sesuai

- Besaran yang diperlukan

  Besaran-besaran yang diperlukan pada uji Hosmer dan Lemeshow $\hat{C}$ adalah O_k dan $\bar{\pi}_k$, dimana O_k menyatakan observasi pada grup ke $-\,k$ dan didefinisikan sebagai berikut:

$$O_k = \sum_{j=1}^{c_k} y_i$$

  Dimana y_i menyatakan variable respon ke-i sedangkan $\bar{\pi}_k$ menyatakan rata-rata taksiran peluang dan didefinisikan sebagai berikut:

$$\bar{\pi}_k = \sum_{j=1}^{c_k} \frac{n_k \hat{\pi}_j}{n_k}$$

  Dimana n_k menyatakan banyaknya observasi pada grup ke-k, dan $\hat{\pi}_j$ menyatakan taksiran peluang.

- Statistik Uji

  Statistik uji pada uji Hosmer dan Lemeshow $\hat{C}$ dinotasikan dengan $\hat{C}$ dan definisikan sebagai berikut (Hosmer dan Lemeshow, 2000):

$$\hat{C} = \sum_{r=1}^{g} \frac{(O_k - n_k\bar{\pi}_k)^2}{n_k\bar{\pi}_k(1-\bar{\pi}_k)}$$

  Dimana g menyatakan jumlah variabel prediktor

- Kriteria Pengujian

  Dengan mengambil taraf nyata atau taraf signifikansi sebesar α, maka kriteria pengujian pada uji Hosmer dan Lemeshow $\hat{C}$ adalah H_0 ditolak jika $\hat{C} > X^2{}_{(\alpha,\, g-2)}$, dengan menggunakan taraf nyata $\propto = 0{,}05$.

- Kesimpulan

3.5 Identifikasi Variabel Moderator

Misalkan $X_1, X_2, \dots, X_k$ merupakan variabel prediktor dan Y merupakan variabel respon dengan skala biner ($Y = 0$ dan $Y = 1$), serta terdapat n variabel. Bentuk umum model peluang regresi logistik antara $X_1, X_2, \dots, X_k$ dan Y adalah sebagai berikut:

$$\pi(x) = \frac{\exp(g(x))}{1+\exp(g(x))}$$

dengan $g(x) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \cdots + \beta_k X_k$

Berdasarkan Sharma al. (1981), langkah awal untuk mengidentifikasi apakah variabel Z merupakan variabel moderator atau bukan yaitu dengan membuat model regresi antara variabel Y dengan variabel X dan Z. Jika variabel Z dan atau interaksi antara X dan Z signifikan, maka Z merupakan variabel bebas dan bukan merupakan variabel moderator. Dalam hal ini, analisis dilakukan seperti biasa.

3.6 Uji Interaksi pada Regresi Logistik

Uji interaksi merupakan suatu aplikasi dari regresi linier berganda dimana dalam persamaannya mengandung unsur interaksi (perkalian dua/lebih prediktor). Misalkan $X_1, X_2, \dots, X_k$ merupakan variabel prediktor dan Y merupakan variabel respon. Bentuk umum model peluang regresi linier berganda dimana variabel Z dilibatkan dalam model:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \cdots + \beta_k X_k + \beta_{k+1} Z + \beta_{k+2} X_1 Z + \cdots + \beta_{2k+1} X_k Z$$

Karena fungsi hubungan logit pada regresi logistik mempunyai hubungan linier dengan parameter-parameternya sehingga dapat dibentuk fungsi hubungan logit dimana variabel Z dilibatkan dalam model sebagai berikut:

$$g(x) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \cdots + \beta_k X_k + \beta_{k+1} Z + \beta_{k+2} X_1 Z + \cdots + \beta_{2k+1} X_k Z$$

Apabila Z dan interaksinya dengan X tidak signifikan, maka bentuk fungsi hubungan logitnya adalah sebagai berikut:

$$g(x) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \cdots + \beta_k X_k$$

Secara sekilas terlihat bahwa besarnya kekuatan hubungan antara X dan Y tidak dipengaruhi oleh Z. Jika sampel dipartisi menjadi subgrup berdasarkan variabel Z, maka akan didapat taksiran dari $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$ yang berbeda setiap subgrup. Jika taksiran dari $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$ dalam setiap subgrup berbeda, maka Z merupakan variabel moderator.

Pengujian untuk mengetahui taksiran $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$ sama atau tidak untuk setiap subgrup dilakukan dengan menggunakan uji Wald.

3.7 Uji Wald untuk Menguji Kesamaan Koefisien Regresi dari Dua Model Regresi Logistik

Misalkan diambil sampel acak berukuran n dari suatu populasi. Selanjutnya ingin melihat perkiraan besarnya probabilitas kejadian antara variabel $X_1, X_2, \dots, X_k$ dan Y dengan menggunakan regresi logistik. Model regresi logistik antara $X_1, X_2, \dots, X_k$ dan Y dapat didefinisikan sebagai berikut:

$$\hat{\pi}(x) = \frac{e^{(\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 X_1 + \cdots + \hat{\beta}_k X_k)}}{1 + e^{(\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 X_1 + \cdots + \hat{\beta}_k X_k)}} \quad (3.1)$$

Misalkan responden dalam populasi tersebut dapat dikelompokkan menjadi dua subgrup yang saling lepas berdasarkan variabel Z. Misalkan pada subgrup pertama terdapat n_1 pengamatan, sedangkan pada subgrup kedua terdapat n_2 pengamatan sehingga $n = n_1 + n_2$.

Tabel 3.1

Pengamatan pada Model Regresi Logistik

Subgrup	Pengamatan ke-	X_1	X_2	...	X_k	Y
	1	X_{111}	X_{112}		X_{11k}	Y_{11}
	2	X_{121}	X_{122}		X_{12k}	Y_{12}
	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
1	n_1	X_{1n_11}	X_{1n_12}		X_{1n_1k}	Y_{1n_1}
	1	X_{211}	X_{212}		X_{21k}	Y_{21}
	2	X_{221}	X_{222}		X_{22k}	Y_{22}
	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
2	n_2	X_{2n_21}	X_{2n_22}		X_{2n_2k}	$Y_{2n_{2Y_{11}}}$

Untuk subgrup pertama, misalkan didapat model regresi:

$$\hat{\pi}(x)^{(1)} = \frac{e^{(\hat{\beta}_0{}^{(1)} + \hat{\beta}_1 X_1{}^{(1)} + \cdots + \hat{\beta}_k X_k{}^{(1)})}}{1 + e^{(\hat{\beta}_0{}^{(1)} + \hat{\beta}_1 X_1{}^{(1)} + \cdots + \hat{\beta}_k X_k{}^{(1)})}} \quad (3.2)$$

Untuk subgrup kedua, misalkan didapat model regresi:

$$\hat{\pi}(x)^{(2)} = \frac{e^{(\hat{\beta}_0{}^{(2)} + \hat{\beta}_1 X_1{}^{(2)} + \cdots + \hat{\beta}_k X_k{}^{(2)})}}{1 + e^{(\hat{\beta}_0{}^{(2)} + \hat{\beta}_1 X_1{}^{(2)} + \cdots + \hat{\beta}_k X_k{}^{(2)})}} \quad (3.3)$$

Berdasarkan model pada persamaan (3.2) dan model pada persamaan (3.3) akan diuji apakah koefisien regresi dari kedua model regresi tersebut sama atau berbeda. Perumusan hipotesisnya adalah sebagai berikut:

$H_0: \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_j = \beta_1{}^*, \beta_2{}^*, \dots, \beta_j{}^*$

$H_1: \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_j \neq \beta_1{}^*, \beta_2{}^*, \dots, \beta_j{}^*$ (3.4)

Berdasarkan model regresi logistik untuk subgrup 1 pada persamaan (3.2) dapat diperoleh nilai penaksir dari $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k$ dan dapat pula ditentukan matriks kovariansnya yaitu:

$$var(\hat{\beta}_1) = \begin{vmatrix} \sigma_1{}^2 & \sigma_{12} & \cdots & \sigma_{1p} \\ \sigma_{21} & \sigma_2{}^2 & \cdots & \sigma_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{n1} & \sigma_{n2} & \cdots & \sigma_p{}^2 \end{vmatrix}$$

Berdasarkan model regresi logistik untuk subgrup 2 pada persamaan (3.3) dapt diperoleh nilai penaksir dari $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k$ dan dapat pula ditentukan matriks kovariansnya yaitu:

$$var(\hat{\beta}_2) = \begin{vmatrix} \sigma_1{}^2 & \sigma_{12} & \cdots & \sigma_{1p} \\ \sigma_{21} & \sigma_2{}^2 & \cdots & \sigma_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{n1} & \sigma_{n2} & \cdots & \sigma_p{}^2 \end{vmatrix}$$

Dengan demikian, berdasarkan Purhadi (2013) diperoleh statistik uji untuk menguji kesamaan dua model regresi logistik, yaitu:

$$W = (\hat{\beta}_1 - \hat{\beta}_2)^T \left(\mathrm{var}(\hat{\beta}_1) + \mathrm{var}(\hat{\beta}_2)\right)^{-1} \left(\hat{\beta}_1 - \hat{\beta}_2\right)$$

Dari persamaan $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_j = \beta_1{}^*, \beta_2{}^*, \dots, \beta_j{}^*$ maka $\beta = \beta^*$atau dengan kata lain kedua model regresi logistik yang diuji sama . Di sisi lain, jika $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k \neq \beta_1{}^*, \beta_2{}^*, \dots, \beta_k{}^*$maka $\beta \neq \beta^*$ atau dengan kata lain kedua model regresi logistik yang diuji berbeda sehingga semakin besar selisih antara kedua model regresi logistik yang diuji tersebut maka $\hat{\beta}_1 - \hat{\beta}_2$ atau selisih penaksir dari dua model regresi logistik yang diuji akan semakin besar, begitu juga dengan nilai W akan semakin besar. Maka untuk meguji $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k = \beta_1{}^*, \beta_2{}^*, \dots, \beta_k{}^*$dapat digunakan statistik uji di atas.

Apabila H_0 diterima, Hal ini mengimplikasikan bahwa $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k = \beta_1^*, \beta_2^*, \dots, \beta_k^*$. Dengan kata lain, hal ini berarti model regresi logistik untuk kedua subgrup dari Z tidak berbeda, dengan demikian maka Z bukan variabel moderator. Apabila Z bukan variabel moderator, maka analisis regresi logistik dapat dilakukan seperti biasa. Namun, apabila Z merupakan variabel moderator, maka analisis logistik dilakukan secara terpisah untuk setiap kategori.