BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Pendahuluan

Sebelum melakukan pembahasan mengenai permasalahan dari skripsi ini, akan diuraikan beberapa teori penunjang antara lain: Kredit Macet, Regresi Logistik, Model Terbaik dan Goodness-of-Fit Test.

2.2 Kredit Macet

Kredit yang diberikan oleh bank dapat didefinisikan sebagai penyediaan uang atau tagihan yang dapat dipersamakan dengan itu, berdasarkan persetujuan atau kesepakatan pinjam-meminjam antara bank dengan pihak lain yang mewajibkan pihak peminjam untuk melunasi hutangnya setelah jangka waktu tertentu dengan jumlah bunga, imbalan atau pembagian hasil keuntungan (Taswan, 2003).

Berdasarkan Undang-undang Nomor 10 tahun 1998 tentang perubahan atas Undang-undang Nomor 7 tahun 1992 tentang perbankan, yang dimaksut dengan kredit adalah sebagai berikut :

"penyediaan uang atau tagihan yang dapat dipersamakan dengan itu, berdasarkan persetujuan atau kesepakatan pinjam-meminjam antara bank dengan pihak lain yang mewajibkan pihak peminjam untuk melunasi utangnya setelah jangka waktu tertentu dengan pemberian bunga" (Triandaru dan Budisantoso, 2006).

Menurut Muljono (2007) kredit adalah "kemampuan untuk melaksanakan suatu pembelian atau mengadakan suatu pinjaman dengan suatu janji pembayarannya akan dilakukan pada suatu jangka waktu yang disepakati".

Dari beberapa pengertian tentang kredit yang telah dikemukakan oleh para ahli di atas, maka dapat disimpulkan bahwa kredit adalah penyediaan uang atau tagihan yang dapat dipersamakan dengan itu, berdasarkan persetujuan antara pihak bank

repository.unisba.ac.id

dengan pihak peminjam dengan suatu janji bahwa pembayarannya akan dilunasi oleh pihak peminjam sesuai dengan jangka waktu yang telah disepakati beserta besarnya bunga yang telah ditetapkan.

Para nasabah yang telah memperoleh fasilitas kredit dari bank tidak seluruhnya dapat mengembalikan utangnya dengan lancar sesuai dengan waktu yang telah diperjanjikan. Pada kenyataanya di dalam praktik selalu ada sebagian nasabah yang tidak dapat mengembalikan kredit kepada bank yang telah meminjaminya. Akibat nasabah tidak dapat membayar lunas utangnya, maka akan tergambar perjalanan kredit menjadi macet atau terhenti.

Keadaan yang demikian apabila ditinjau dari segi hukuman perdata disebut wanprestasi atau ingkar janji. Sebagaimana yang telah diketahui bahwa pemberian kredit merupakan perjanjian pinjam meminjam uang dan pengembalian kredit atau membayar angsuran kredit disebut sebagai prestasi. Apabila debitur tidak dapat membayar lunas utangnya setelah jangka waktu pengembalian tersebut terlewati, maka perbuatannya disebut perbuatan wanprestasi (Supramono 2009).

Apabila macam-macam wanprestasi dihubungkan dengan kredit macet, maka ada tiga macam perbuatan yang tergolong wanprestasi, yaitu:

1. Nasabah sama sekali tidak dapat membayar angsuran kredit (beserta bunganya).
2. Nasabah membayar sebagian angsuran kredit (beserta bunganya).
3. Nasabah membayar lunas kredit (beserta bunganya) setelah jangka waktu diperjanjikan berakhir.

Apabila kondisi kredit macet terjadi karena suatu alasan tertentu, maka pihak bank selaku kreditur harus menyelesaikan masalahnya kepada pihak ke-3 atau melalui eksekusi barang jaminan.

repository.unisba.ac.id

2.3 Regresi Logistik

Regresi logistik merupakan suatu metode analisis data yang digunakan untuk mencari hubungan antara variabel respon (Y) yang bersifat biner atau dikotomus dengan variabel prediktor (X) (Hosmer dan Lemeshow, 2000). Realisasi dari variabel respon Y terdiri dari 2 kategori yaitu sukses dan gagal yang dinotasikan dengan Y = 1 (sukses) dan Y = 0 (gagal). Dalam keadaan demikian, variabel Y mengikuti distribusi Bernouli untuk setiap observasi tunggal. Fungsi probabilitas untuk setiap observasi adalah diberikan sebagai berikut.

$$f(y) = \sum_{y=0}^{1} \pi^{y} (1-\pi)^{1-y} ; \qquad y = 0,1 \tag{2.1}$$

dimana jika y = 0 maka f(y) = 1- π dan jika y = 1 maka f(y) = π. Fungsi logistiknya dapat dituliskan sebagai berikut:

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-\beta_0+\beta_1 x_1+\cdots+\beta_p x_p}} \quad \text{atau} \quad f(x) = \frac{e^{\beta_0+\beta_1 x_1+\cdots+\beta_p x_p}}{1+e^{\beta_0+\beta_1 x_1+\cdots+\beta_p x_p}} \tag{2.2}$$

dengan p = banyak variabel prediktor. Nilai f(x) terletak antara 0 dan 1. Hal tersebut menunjukkan bahwa model logistik sebenarnya mengambarkan probabilitas atau risiko dari suatu objek. Model regresi logistik adalah sebagai berikut.

$$\pi = \frac{e^{(\beta_0+\beta_1 x_1+\cdots+\beta_p x_p)}}{1+e^{(\beta_0+\beta_1 x_1+\cdots+\beta_p x_p)}} \text{ , dimana p = banyaknya variabel prediktor.} \tag{2.3}$$

Untuk mempermudah penaksiran parameter regresi maka model regresi logistik pada persamaan (2.3) dapat diuraikan dengan menggunakan transformasi logit dari π, sehingga diperoleh persamaan berikut:

$$g(x) = \ln \frac{\pi}{1-\pi} = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \ldots + \beta_p x_p \tag{2.4}$$

Model tersebut merupakan fungsi linier dari parameter-parameternya. Pada regresi logistik, variabel respon diekspresikan sebagai y = π + ε dimana ε mempunyai salah satu dari kemungkinan dua nilai yaitu ε = 1 – π dengan peluang π

repository.unisba.ac.id

jika y = 1 dan $\varepsilon = -\pi$ dengan peluang $1 - \pi$ jika y = 0 dan mengikuti distribusi bernouli dengan rataan nol dan varians $\pi(1-\pi)$.

2.3.1 Penaksiran Parameter

Dalam regresi logistik penaksiran parameter model dilakukan dengan metode *maksimum likelihood.* Metode tersebut menaksir parameter β dengan cara memaksimumkan fungsi likelihood dan mensyaratkan bahwa data harus mengikuti suatu distribusi tertentu. Pada regresi logistik, setiap pengamatan mengikuti distribusi Bernouli sehingga dapat ditentukan fungsi likelihoodnya.

Jika X_i dan Y_i adalah pasangan variabel prediktor dan terikat pada pengamatan ke-i dan diasumsikan bahwa setiap pasangan pengamatan saling bebas dengan pasangan pengamatan lainnya, i = 1, 2, . . , n, maka fungsi probabilitas untuk setiap pasangan adalah sebagai berikut

$f(y_i) = \pi_i^{yi}\ 1 - \pi_i^{\ 1-yi}$; $y_i = 0,1$

dengan $\pi_i = \frac{e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j x_j}}{1 + e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j x_j}}$

Setiap pasangan pengamatan diasumsikan saling bebas sehingga fungsi likelihoodnya merupakan gabungan dari fungsi distribusi masing-masing pasangan yaitu sebagai berikut.

$L(\beta) = \prod_{i=1}^{n} f(x_i) = \prod_{i=1}^{n} \pi_i^{yi} (1 - \pi_i)^{1-yi}$

Fungsi likelihood tersebut lebih mudah dimaksimumkan dalam bentuk log $L(\beta)$ dan dinyatakan dengan $l(\beta)$.

$l(\beta) = \log L(\beta)$

$= \log \prod_{i=1}^{n} \pi_i^{yi} (1 - \pi_i)^{1-yi}$

$= \sum_{j=0}^{p} (\sum_{i=1}^{n} y_i x_{ij})\, \beta_j - \prod_{i=1}^{n} log\ (1 + e^{\sum_{j=0}^{p} \beta_j x_{ij}})$

repository.unisba.ac.id

Nilai $\underline{\beta}$ maksimum didapatkan melalui turunan $l(\beta)$ terhadap $\underline{\beta}$ dan hasilnya sama dengan nol.

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

Sehingga, $\sum_{i=1}^{n} y_i x_{ij} - \sum_{i=1}^{n} x_{ij} \hat{\pi}_i = 0$ dengan j = 0, 1, . . . , p (2.7)

Penaksiran varians dan kovarians dikembangkan melalui teori MLE (*maksimum likelihood estimation)* dari koefisien parameternya (Rao, 1973 dalam Hosmer dan Lemeshow, 2000). Teori tersebut menyatakan bahwa penaksiran varians kovarians didapatkan melalui turunan kedua L(β).

$$\frac{\partial^2 l(\beta)}{\partial \beta j\, \beta u} = \prod_{i=1}^{n} x_{ij}\, x_{iu}(1 - \pi_i)$$ dengan j = 0, 1, . . . , p.

Langkah selanjutnya untuk melakukan penyelesaian penaksiran parameter digunakan iterasi Newton Raphson.

2.3.2 Pengujian Parameter

Uji yang dapat digunakan untuk menguji signifikansi koefisien β dari model dapat menggunakan uji secara serentak maupun parsial.

1. Uji Serentak

Pengujian secara serentak dilakukan untuk memeriksa kemaknaan koefisien β secara keseluruhan dengan hipotesis sebagai berikut.

$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \ldots = \beta_p = 0$

H_1 : paling tidak terdapat satu $\beta_j \neq 0$; j = 1, 2, . . . , p

Statistik uji : $G = -2\ln \frac{\left(\frac{n1}{n}\right)^{n1} \left(\frac{n0}{n}\right)^{n0}}{\prod_{i=1}^{n} \pi_i^{y_i} (1-\pi_i)^{1-y_i}}$ (2.8)

dimana n_0 menyatakan banyaknya pengamatan yang nilai responnya, y = 0 dan n_1 menyatakan banyaknya pengamatan yang nilai responnya, y = 1.

repository.unisba.ac.id

Dengan taraf nyata α, H_0 ditolak jika $G > \chi^2_{(p-2,\alpha)}$ (nilai kuantil dari distribusi Chi-kuadrat dengan derajat bebas (p – 2)) atau p-value < α (Hosmer dan Lemeshow, 2000).

2. Uji Parsial

Pengujian secara parsial dilakukan untuk mengetahui signifikansi parameter terhadap variable respon. Pengujian signifikansi parameter menggunkan uji Wald (Hosmer dan Lemeshow, 2000) dengan hipotesis sebagai berikut.

$H_0 : \beta_j = 0$

$H_0 : \beta_j \neq 0$; j = 1, 2, . . . , p

Statistik uji : $W^2 = \left(\frac{\hat{\beta} j}{SE\ (\hat{\beta} j)}\right)^2$ (2.9)

Statistik uji W tersebut juga disebut sebagai statistik uji Wald dengan SE ($\hat{\beta}_j$) adalah taksiran galat baku penaksir parameter. Daerah penolakan H_0 adalah jika $W^2 > \chi^2_{(1,\alpha)}$ (nilai kuantil dari distribusi Chi-kuadrat dengan derajat bebas 1).

2.4 Uji Kebermaknaan Pembuangan Variabel

Uji kebermaknaan pembuangan variabel dilakukan dengan uji rasio kemungkinan. Dimana model yang baru kemudian akan dibandingkan dengan model sebelumnya melalui uji rasio kemungkinan.

Missal L_1 adalah log likelihood dari model yang berisi variabel X1, X2, . . . , X_{j-1} dan L_2 adalah log likelihood dari model yang berisi variabel bebas X1, X2, . . . , X_j. untuk menguji keberartian pembuangan variabel bebas X_j, maka digunakan statistik uji:

$$G = -2\{L_1 - L_2\}$$
$$= -2L_1 - (-2L_2)$$

Statistik G berdistribusi $\chi^2_{(1)}$. Dengan demikian untuk mencari p-valuenya, digunakan $p(\chi^2_{(1)} > G)$ = p-value.

repository.unisba.ac.id

2.5 Model Terbaik

Model terbaik akan didapat ketika memenuhi 8 kriteria seleksi (8 *selection criteria* = 8SC). Dalam memperoleh model terbaik, Zainodin dan Khuneswari (2007; 2009) telah menjelaskan secara rinci penggunaan 8SC. Masing-masing model yang dipilih akan diperiksa berdasarkan masing-masing criteria model seleksi versi 8SC.

8SC tersebut adalah kriteria pemilihan model berdasarkan *akaike information criterion* (AIC), *finite prediction error* (FPE), *generalized cross validation* (GCV), *Hannan and Quinn criterion* (HQ), RICE, SCHWARZ, SGMASQ, dan SHIBATA. *Finite predivtion error* (FPE) dan *akaike information criterion* (AIC) dikemukakan oleh Akaike (1969, 1974). Kriteria HQ disarankan oleh Hannan dan Quinn pada tahun 1979. Golub et al, (1979) mengembangkan validasi silang keampat (GCV). Kriteria lain adalah SCHWARZ (Schwarz, 1978), Shibata (Shibata, 1981) dan RICE (Rice, 1984). Kriteria ini mengambil bentuk jumlah kuadrat kesalahan (SSE) dikalikan dengan faktor utama yang tergantung pada kerumitan model yang diukur dengan jumlah parameter (p+1). SGMASQ (Ramanathan, 2002) adalah perkiraan varians residual ($\hat{\sigma}^2$), pembahasan detail dari setiap kriteria dibahas dalam Zainodin dan Khuneswari (2007; 2009). Koefisien-koefisien model logit ditaksir menggunakan metode penaksiran kemungkinan maksimum. Untuk model logistik, statistik deviance digunakan sebagai kriteria pemilihan model. Seperti yang didefinisikan oleh Kutner et al (2008), *statistic deviance* (jumlah kuadrat residual penyimpangan) adalah

$$G^2 = -2 \sum_{i=1}^{n} [Y_i \ln(\hat{\pi}_i) + (1 - Y_i) \ln(1 - \hat{\pi}_i)] \quad (2.10)$$

Vogelvang (2005) menyatakan bahwa (*maximizing likelihood*) identik dengan meminimalkan jumlah kuadrat error (SSE). Oleh karena itu modifikasi disarankan

repository.unisba.ac.id

pada delapan kriteria seleksi dimana SSE digantikan oleh statistik deviance dimana G^2 adalah -2 kali likelihood tersebut.

Tabel 2.1: Delapan Kriteria Pemilihan Yang Dimodifikasi

DELAPAN KRITERIA PEMILIHAN YANG DIMODIFIKASI (M8SC)	
AIC : $\left(\frac{G^2}{n}\right)(e)^{2(p+1)/n}$	RICE : $\left(\frac{G^2}{n}\right)\left[1-\frac{2(p+1)}{n}\right]^{-1}$
FPE : $\left(\frac{G^2}{n}\right)\frac{n+p+1}{n-(p+1)}$	SCHWARZ : $\left(\frac{G^2}{n}\right)(n)^{2(p+1)/n}$
GCV : $\left(\frac{G^2}{n}\right)\left[1-\frac{p+1}{n}\right]^{-2}$	SGMASQ : $\left(\frac{G^2}{n}\right)\left[1-\frac{p+1}{n}\right]^{-1}$
HQ : $\left(\frac{G^2}{n}\right)(\ln n)^{2(p+1)/n}$	SHIBATA : $\left(\frac{G^2}{n}\right)\frac{n+2(p+1)}{n}$

Kriteria ini berupa jumlah sisa kuadrat penyimpangan (statistik deviance atau G^2 sebagaimana didefinisikan dalam persamaan (2.10)) dikalikan dengan faktor utama yang tergantung pada kerumitan model yang diukur oleh jumlah parameter (p+1) yang harus ditaksir. Modifikasi delapan kriteria seleksi (M8SC) ditunjukkan pada tabel 2.1. G^2 adalah statistic deviance (sebagaimana didefinisikan dalam persamaan (2.10)), p+1 adalah jumlah parameter yang harus ditaksir dan n ukuran sampel. Ada suatu kondisi yang harus dipenuhi bila menggunakan kriteria pemilihan model ini, yaitu 2 (p+1) < n. Setelah semua kriteria dihitung, model terbaik dapat diperoleh dengan memilih model yang memiliki nilai terendah untuk sebagian besar kriteria.

2.6 Goodness-of-Fit Test

Setelah model terbaik diperoleh, analisis residu dilakukan untuk memeriksa kesesuaian model terbaik. Analisis residu regresi logistik lebih sulit dari pada regresi

repository.unisba.ac.id

biasa karena variabel dependen Y_i hanya mempunyai nilai 0 atau 1. Oleh karena itu residu u_i akan menggambil salah satu dari nilai-nilai yang sesuai dengan Y_i :

$$u_i = \begin{cases} 1 - \hat{\pi}_i, jika\ y_i = 1 \\ -\hat{\pi}_i, jika\ y_i = 0 \end{cases} \quad \text{untuk i = 1, 2, . . . , n} \qquad (2.11)$$

Menurut Kutner et al, (2008), residu tidak akan berdistribusi normal. Plot residu biasa terhadap nilai-nilai prediksi atau variable independen umumnya tidak akan informatif. Ada dua tes yang disarankan oleh Kutner et al, (2008) : *pearson chi-square goodness-of-fit test* dan *residual deviance goodness-of-fit test.* Rosado et al, (2006) juga menyarankan menggunakan *pearson chi-square goodness-of-fit test* untuk mengevaluasi penyesuaian model. *Pearson residual* seperti yang didefinisikan oleh Kutner et al, (2008) adalah :

$$r_{pi} = \frac{Y_i - \hat{\pi}_i}{\sqrt{\hat{\pi}_i\,(1-\hat{\pi}_i)}} \qquad (2.12)$$

Dimana $\sqrt{\hat{\pi}_i\,(1-\hat{\pi}_i)}$ adalah taksiran standar error Y_i untuk i = 1, 2, . . . , n. *Residual pearson* secara numerik sama dengan statistik uji *chi-square pearson.*

$$x^2_{r_{pi}} = \sum_{i=1}^{n} \frac{(Yi - \hat{\pi}_i)^2}{\hat{\pi}_i\,(1-\hat{\pi}_i)} \qquad (2.13)$$

Residual Deviance (seperti yang didefinisikan oleh Kutner, dkk . , 2008) adalah

$$Dev_i = sign\ (\ Y_i - \hat{\pi}_i\ )\sqrt{-2[y_i\ \ln(\hat{\pi}_i) + (1-y_i)\ln\,(1-\hat{\pi}_i)]}$$

$$\text{Dimana sign} = \begin{cases} +1 \text{ jika } Y_i \geq \hat{\pi}_i \\ -1 \text{ jika } Y_i < \hat{\pi}_i \end{cases} \quad \text{untuk i = 1,2,…, n.}$$

Selain dua tes ini, scatter plot residual dapat digunakan sebagai bukti pendukung untuk memeriksa kelayakan model menurut Kutner, dkk (2008), ada tiga plot residual yang umum digunakan dalam regresi logistik biner : residual biasa terhadap estimasi probabilitas, residu pearson melawan estimasi probabilitas dan residu deviance terhadap estimasi probabilitas. Plot menunjukan bahwa jika model benar,

repository.unisba.ac.id

plot residual terhadap probabilitas ($\hat{\pi}_i$) harus menghasilkan garis lurus dengan intersep bernilai nol.

repository.unisba.ac.id