

PEMODELAN RESIKO PEMBIAYAAN GRIYA BANK MANDIRI SYARIAH DENGAN METODE BAYESIAN REGRESI LOGISTIK

Irma Harlianingtyas¹, Nur Iriawan²

^{1,2}Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya

Irma.harlia.09@gmail.com, nur.i@statistika.its.ac.id

ABSTRAK. Pembangunan ekonomi sangat bergantung pada dinamika perkembangan dan kontribusi nyata dari sektor perbankan. Ketika sektor perbankan terpuruk perekonomian nasional juga cenderung ikut terpuruk. Keadaan perekonomian yang tidak stabil ini membuat perbankan syariah dengan pola bagi hasil sesuai dengan syariat Islam, menjadi lembaga keuangan yang lebih stabil dan diminati masyarakat dibandingkan bank umum konvensional. Pembiayaan perumahan Griya Mandiri Syariah melakukan prinsip ini. Resiko pemberian pembiayaan/kredit didefinisikan apabila terjadi kemacetan dalam pembayarannya oleh nasabah. Makalah ini mendemonstrasikan pemodelan resiko pemberian pembiayaan perumahan ini untuk membantu pihak perbankan dalam mengambil kebijakan pemberian pembiayaan perumahan nasabah. Regresi logistik dengan Bayesian diimplementasikan disini untuk menentukan faktor-faktor yang mempengaruhi kegagalan pembayaran nasabah atas usulan pembiayaan perumahannya. Hasil pemodelan dan analisis menunjukkan bahwa faktor yang mempengaruhi kelancaran pembayaran meliputi pendapatan dan nasabah dengan pasangan bekerja.

Kata Kunci: *Resiko Pembiayaan; Regresi Logistik; Bayesian.*

1. PENDAHULUAN

Perbankan merupakan sektor perekonomian yang memiliki pengaruh besar terhadap perekonomian suatu negara, karena bank berfungsi sebagai lembaga perantara untuk menampung dana masyarakat dan menyalurkannya kembali kepada kegiatan perekonomian yang bersifat produktif [1]. Pembangunan ekonomi di suatu negara sangat bergantung pada perkembangan dinamis dan kontribusi nyata dari sektor perbankan. Ketika sektor perbankan terpuruk perekonomian nasional juga ikut terpuruk. Demikian pula sebaliknya, ketika perekonomian mengalami stagnasi sektor perbankan juga terkena imbasnya dimana fungsi intermediasi tidak berjalan normal [2]. Peranan bank di negara –negara yang sedang berkembang seperti Indonesia justru cenderung lebih penting dalam pembangunan, karena bukan hanya sebagai sumber pembiayaan tetapi juga mampu mempengaruhi siklus usaha dalam perekonomian secara keseluruhan. Hal ini dikarenakan bank lebih superior dibandingkan dengan lembaga keuangan lainnya dalam menghadapi informasi yang asimetris dan mahalnya biaya dalam melakukan fungsi intermediasi [3]. Bank mempunyai fungsi intermediasi yang banyak mengandung risiko. Oleh karena itu, pihak perbankan diharuskan untuk dapat menjaga keseimbangan antara pengelolaan risiko yang dihadapi dengan layanan yang diberikan kepada masyarakat [4]. Analisis resiko merupakan suatu metode yang mencakup berbagai permasalahan yang timbul dari ketidakpastian, termasuk identifikasi resiko, estimasi resiko, kontrol dan pengaturan resiko [5]. Pemodelan faktor-faktor yang

mempengaruhi penggolongan kredit beresiko pernah dilakukan dengan menggunakan regresi logistik biner [6]. Penelitian menggunakan regresi logistik dengan estimasi bayesian untuk memodelkan resiko pemberian kredit seperti yang pernah dilakukan oleh Tenconi [7]. Alasan penggunaan estimasi bayesian adalah pada data yang kejadiannya sangat jarang, estimasi maksimum likelihood adalah bias, akan tetapi estimasi Bayesian tidak bias [8]. Penelitian lain yang melibatkan pemodelan resiko perbankan dengan regresi logistik pernah dilakukan oleh Setianingsih [9]. Penelitian ini dilakukan untuk memodelkan resiko pembiayaan yang diberikan perbankan syariah terhadap nasabah, khususnya untuk pembelian rumah atau tempat usaha. Asumsi yang harus dipenuhi dalam regresi logistik adalah tidak ada multikolinearitas dan tidak ada autokorelasi antar observasi [10]. Permasalahan yang kompleks seperti multikolinieritas dan terdapat kejadian yang sangat jarang pada salah satu kategori variabel respon menyebabkan regresi logistik biasa yang berbasis *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) tidak mampu mengestimasi parameter model dengan baik, oleh sebab itu untuk memodelkan resiko pembiayaan yang diberikan perbankan syariah terhadap nasabah digunakan metode regresi logistik dengan estimasi Bayesian [11]. Variabel respon pada penelitian adalah data *record* pembayaran nasabah yang dikategorikan menjadi pembiayaan lancar dan kurang lancar (macet). Sedangkan variabel prediktor yang digunakan dalam penelitian ini adalah pendapatan, usia, jenis kelamin, pekerjaan, jumlah anak, pendidikan, masa kerja, pasangan bekerja, nilai agunan, jumlah pinjaman, jenis rumah, lama angsuran, dan jumlah angsuran. Permasalahan pada data adalah jumlah kejadian kurang lancar (macet) jarang terjadi. Selain itu adanya multikolinearitas antar variabel bebas menyebabkan estimasi menggunakan regresi logistik biasa tidak sesuai, sehingga perlu dilakukan analisis menggunakan estimasi Bayesian. Makalah ini mendemonstrasikan pemodelan resiko pemberian pembiayaan perumahan ini untuk membantu pihak perbankan dalam mengambil kebijakan pemberian pembiayaan perumahan nasabah.

2. METODE PENELITIAN

Sumber data penelitian ini merupakan data sekunder yang diperoleh dari data nasabah bank Mandiri Syariah Kediri selama periode Juni 2012-Agustus 2014 pada Divisi PPR. Pemilikan Pembiayaan Perumahan (PPR) adalah pembiayaan bersifat konsumtif untuk tujuan pembelian rumah tinggal tapak tanah (*landed house*) kepada nasabah/calon nasabah perorangan/badan usaha. Data yang diambil tanpa melampirkan nama dan alamat nasabah guna menjamin kerahasiaan data nasabah. Variabel respon (Y) yang digunakan adalah kualitas pembayaran nasabah dengan masa angsuran tiap satu bulan yang dikategorikan menjadi lancar dan kurang lancar (macet). Variabel prediktor yang digunakan dalam penelitian ini adalah pendapatan (x_1), pendidikan (x_2), pekerjaan (x_3), jumlah anak (x_4), masa kerja (x_5), usia (x_6), jenis kelamin (x_7), pasangan bekerja atau tidak (x_8), nilai agunan (x_9), pinjaman (x_{10}), jenis rumah (x_{11}), jumlah angsuran (x_{12}), lama angsuran (x_{13}). Pemodelan dilakukan dengan menggunakan metode Bayesian Regresi Logistik. Penerapan konsep Bayesian karena data nasabah macet dan lelang hanya 8% dari total keseluruhan nasabah PPR, sehingga metode regresi logistik dengan MLE tidak dapat mengakomodasi pemodelan secara tepat. Konsep Bayesian menggunakan algoritma MCMC. Algoritma yang sering digunakan sebagai pembangkit variabel random dalam MCMC adalah *Gibbs Sampling* [12].

Perbedaan regresi logistik dari model regresi linear sederhana adalah variabel respon yang bersifat *dichotomous* (berskala nominal atau ordinal dengan dua kategori) atau

polychotomous (berskala nominal atau ordinal dengan lebih dari dua kategori) dengan variabel prediktor bersifat kontinyu atau kategorik [13]. Regresi logistik biner merupakan suatu metode analisis data yang digunakan untuk mencari hubungan antara variabel respon (y) yang bersifat biner atau dikotomus dengan variabel prediktor (x) yang bersifat dikotomus ataupun polikotomus [14]. Hasil 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 Bernoulli untuk setiap observasi tunggal. Fungsi probabilitas dinotasikan sebagai berikut $P(Y=1|x)=\pi(x)$. Transformasi dari model regresi logistik adalah sebagai berikut.

$$g(x) = \beta_0 + \beta_1 x \quad (1)$$

Dalam regresi logistik digunakan $\pi(x) = E(Y|x)$ untuk mewakili *conditional mean* dari Y diberikan x ketika distribusi logistik yang digunakan. Bentuk spesifik dari model regresi logistik yang digunakan dinyatakan pada persamaan

$$\pi(x) = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 x}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 x}}, \quad (2)$$

Suatu transformasi dari $\pi(x)$ yang merupakan kajian utama dari regresi logistik adalah transformasi logit. Transformasi bentuk logit dinyatakan pada persamaan (3)

$$g(x) = \ln \left[\frac{\pi(x)}{1 - \pi(x)} \right] = \beta_0 + \beta_1 x \quad (3)$$

Fungsi logit $g(x)$ linier dalam parameternya, mungkin kontinu, dan mungkin dapat berkisar dari $-\infty$ ke ∞ , bergantung pada kisaran x . Probabilitas untuk $y=0$ adalah $P(Y=0|x)=1-\pi(x)$ dan jika $y=1$ maka $P(Y=1|x)=\pi(x)$. Nilai probabilitas terletak antara 0 dan 1 untuk setiap nilai $g(x)$ yang diberikan. Hal tersebut menunjukkan bahwa model logistik sebenarnya menggambarkan probabilitas atau risiko dari suatu objek.

Perbedaan regresi logistik biner dengan regresi linear adalah pada asumsi error yang harus dipenuhi. Kebanyakan asumsi yang biasa harus dipenuhi dalam regresi linear adalah error mengikuti distribusi normal, dengan rata-rata nol dan varians konstan. Pada persamaan logistik $y = \pi(x) + \varepsilon$, dimana ε memiliki dua nilai kemungkinan. Jika $y=1$ maka $\varepsilon = 1 - \pi(x)$ dengan probabilitas $\pi(x)$ dan jika $y=0$ maka $\varepsilon = -\pi(x)$ dengan probabilitas $1 - \pi(x)$. Sehingga, ε memiliki distribusi dengan mean nol dan varians $\pi(x)[1 - \pi(x)]$.

Kemudian menggunakan fakta bahwa $\sum y_i = 1$ untuk masing-masing i , fungsi log likelihoodnya adalah sebagai berikut.

$$L(\beta) = \sum_{i=1}^n y_i (\beta_0 + \beta_1 x) - \sum_{i=1}^n \ln(1 + e^{(\beta_0 + \beta_1 x)}) \quad (4)$$

Sementara dalam pendekatan Bayesian, seluruh parameter yang tidak diketahui dipandang sebagai variabel random yang dikarakteristikan oleh distribusi prior parameter tersebut [15].

Tahapan dalam melakukan pemodelan regresi logistik untuk resiko pembiayaan adalah sebagai berikut.

- a. Penetapan Prior untuk setiap parameter. Jenis prior yang digunakan adalah *pseudo prior*, sehingga penentuan prior didapatkan dari estimasi parameter regresi logistik biasa. Distribusi prior yang digunakan adalah distribusi normal mengacu pada penelitian sebelumnya [14]. Sehingga fungsi densitasnya adalah sebagai berikut.

$$f(\beta_p) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_p^2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{\beta_p - \mu_p}{\sigma_p}\right)^2\right\} \quad (5)$$

- b. Mengestimasi posterior sesuai konsep yang dipelajari yaitu perkalian antara prior dengan likelihoodnya, yang diperoleh pada persamaan berikut.

$$f(\beta | y) = \prod_{i=1}^n y_i (\beta_0 + \beta_1 x) - \sum_{i=1}^n \ln(1 + e^{\beta_0 + \beta_1 x}) + \left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{\beta_p - \mu_p}{\sigma_{\beta_p}}\right)^2\right\} \quad (6)$$

Perhitungan posterior sangat rumit sehingga diselesaikan dengan metode MCMC algoritma *Gibbs Sampling*. Software yang digunakan adalah WinBUGS.

Misalkan variabel random θ merupakan kumpulan dari parameter β_j , dan tergabung dalam suatu distribusi gabungan $f(\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_j, \sigma_d, x, y)$ dengan distribusi bersyarat;

$$f(\beta_0 | \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_j, \sigma_d, x, y)$$

$$f(\beta_1 | \beta_0, \beta_2, \beta_3, \dots, \beta_j, \sigma_d, x, y)$$

$$f(\beta_2 | \beta_0, \beta_1, \beta_3, \dots, \beta_j, \sigma_d, x, y)$$

∩

$$f(\sigma_d | \beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_j, x, y)$$

$$f(x | \beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_j, \sigma_d, y)$$

$$f(y | \beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_j, \sigma_d, x)$$

Jika ingin mendapatkan karakteristik dari distribusi marginal $f(\beta_0)$, dilakukan proses integral rangkap sebanyak variabel random yang tersisa dalam distribusi gabungannya, yaitu:

$$f(x) = \int \int \dots \int f(\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_j, \sigma_d, x, y) d\beta_0 d\beta_1 d\beta_2 \dots d\beta_j d\sigma_d dx dy$$

Setelah diperoleh marginal $f(\beta_0)$ analisis karakteristik yang diinginkan akan diperoleh. Karena pengintegralan sangat sulit dilakukan, maka perhitungan dilakukan dengan simulasi MCMC algoritma *Gibbs Sampler* dengan memperhatikan distribusi bersyarat dan sisa variabel random yang berda dalam distribusi gabungan.

Untuk membangkitkan data-data setiap variabel random dalam fungsi densitas bersama dengan *Gibbs Sampler* berikut

Tahap 1. Membangkitkan $\beta_{01}, \beta_{02}, \dots, \beta_{0n}$ dari $f(\beta_0 | \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_j, \sigma_d, x, y)$

Tahap 2. Membangkitkan $\beta_{11}, \beta_{12}, K, \beta_{1n}$ dari $f(\beta_1 | \beta_0, \beta_2, \beta_3 L, \sigma_d, x, y)$

Tahap 3. Membangkitkan $\beta_{21}, \beta_{22}, K, \beta_{2n}$ dari $f(\beta_2 | \beta_0, \beta_1, \beta_3 L, \sigma_d, x, y)$

Λ

Tahap d . Membangkitkan $\sigma_{d1}, \sigma_{d2}, K, \sigma_{dn}$ dari $f(\sigma_d | \beta_0, \beta_1, \beta_2, L, \beta_j, x, y)$

Tahap $d+1$. Membangkitkan $x_{01}, x_{02}, K, x_{0n}$ dari $f(x | \beta_0, \beta_1, \beta_2, L, \beta_j, \sigma_d, y)$

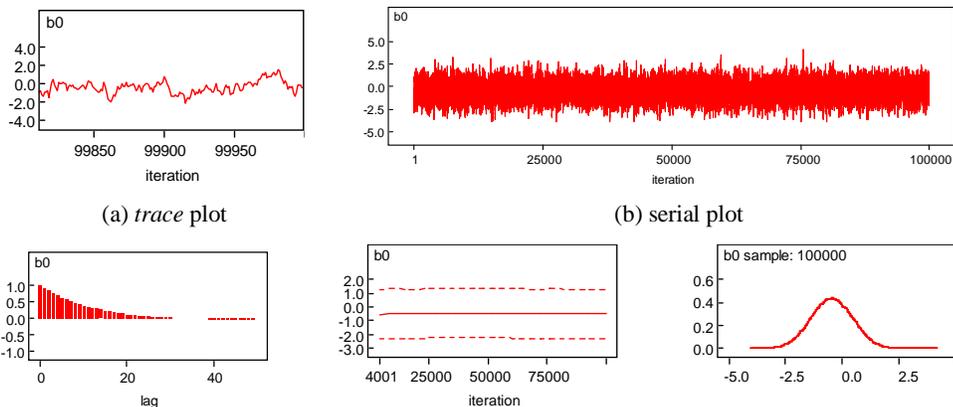
Tahap $d+2$. Membangkitkan $y_{01}, y_{02}, K, y_{0n}$ dari $f(y | \beta_0, \beta_1, \beta_2, L, \beta_j, \sigma_d, x)$

Dengan memaksimalkan densitas bersyarat lengkap (*full conditional density*) komposisi θ dikomposisikan menjadi $\beta_0, \beta_1, \beta_2, L, \beta_j, \sigma_d$ dimana variabel x dan y merupakan data observasi awal yang dimiliki. Komposisi θ pada itersi pertama menjadi nilai awal pada iterasi kedua, dan perolehan θ kedua menjadi nilai awal pada iterasi ketiga, demikian seterusnya hingga iterasi ke- N . Algoritma tersebut diulang-ulang hingga iterasi ke- N mencapai titik konvergen / *equilibrium*.

- c. Mengidentifikasi signifikansi setiap parameter dengan cara melihat *trace plot*, *autocorrelation plot*, dan *quantiles plot*. Apabila *trace plot* telah stasioner dan bersifat random yakni memenuhi asumsi *irreducible*, *aperiodic* dan *recurrent*, kemudian *autocorrelation plot* tidak ada yang signifikan, serta *quantiles plot* telah mencapai nilai stabil berada dalam *credible interval* maka kondisi ini merupakan indikasi proses iterasi estimasi parameter telah *equilibrium* atau konvergen.
- d. Membuat model regresi yang sesuai dan interpretasi.

3. HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

Proses estimasi dilakukan dengan software WinBUGS dengan iterasi sebanyak 100.000 iterasi. Hasil yang diperoleh dari proses estimasi dengan menggunakan MCMC dan Gibbs Sampling menunjukkan bahwa proses estimasi yang dilakukan telah memenuhi sifat MCMC dan mencapai kondisi konvergen/*equilibrium* yang berarti sampel telah memenuhi sifat *ergodic*. Kesimpulan ini diambil berdasarkan indikasi yang diperlihatkan oleh MCMC diagnostic plot yang terdiri atas *trace* dan serial nilai setiap parameter yang diestimasi secara *iterative*, autocorrelation dan *quantile* plot parameter tersebut.



(c) autocorrelation plot

(d) quantile plot

(e) densitas posterior

Gambar 1. Diagnostic Plot

Gambar 1 menunjukkan contoh *diagnostic* plot untuk salah satu parameter model regresi logistik yang diestimasi, yaitu b_0 . Berdasarkan trace plot dan serial plot dari parameter b_0 yang diestimasi, terlihat bahwa sampel parameter yang dibangkitkan dalam proses iterasi berada dalam satu area dan menunjukkan nilai acak dengan pola stasioner dan bersifat random. *Quantile plot* menunjukkan nilai *ergodic mean* parameter yang diperoleh sudah mencapai nilai yang stabil dan berda dalam *credible interval*. *Autocorrelation plot* yang dihasilkan juga telah menyatakan bahwa sampel yang diperoleh dari lag 1 dan seterusnya memiliki nilai autokorelasi kurang dari 1. Hal ini mengindikasikan bahwa sampel yang dibangkitkan melalui proses MCMC memiliki sifat random. Sedangkan plot *densitas posterior* parameter yang diestimasi menunjukkan pola distribusi prior yang digunakan untuk parameter tersebut. Sebagai contoh pada gambar 1, distribusi prior untuk b_0 adalah distribusi normal dengan mean 0 dan varians 1. Plot *densitas posterior* yang diperoleh untuk parameter b_0 juga menunjukkan pola distribusi normal (gambar 1e).

Selanjutnya nilai koefisien regresi logistik dari hasil estimasi dengan Bayesian menghasilkan parameter sebagai berikut.

Tabel 1. Hasil Estimasi Parameter

node	mean	sd	MC error	2.50%	median	97.50%	start	sample
b0	-0.475	0.913	0.01255	-2.265	-0.4757	1.291	1	100000
b1	0.02145	0.01215	9.36E-05	5.30E-04	0.02048	0.04779	1	100000
b2_1	0.2705	0.689	0.00402	-1.088	0.2742	1.619	1	100000
b2_2	0.07003	0.6532	0.004941	-1.203	0.06869	1.361	1	100000
b2_3	0.1043	0.7173	0.005144	-1.308	0.104	1.505	1	100000
b3	0.05514	0.05319	6.00E-04	-0.04976	0.05553	0.1584	1	100000
b4_1	0.2184	0.7633	0.004227	-1.307	0.2246	1.687	1	100000
b4_2	-0.1032	0.6782	0.006287	-1.41	-0.1093	1.245	1	100000
b5	-0.03779	0.0391	7.16E-04	-0.1178	-0.03668	0.03578	1	100000
b6	-0.529	0.5447	0.003459	-1.577	-0.5358	0.5599	1	100000
b7	-1.363	0.7141	0.002469	-2.832	-1.34	-0.02641	1	100000
b8	8.98E-04	0.001296	2.35E-05	-0.001695	9.20E-04	0.00339	1	100000
b9	0.5453	0.5365	0.002728	-0.5166	0.5465	1.597	1	100000
b10	-0.4885	0.3335	0.003202	-1.157	-0.4844	0.1564	1	100000
b11	-0.1427	0.5809	0.004829	-1.249	-0.1506	1.026	1	100000
b12	-0.007047	0.006378	9.04E-05	-0.01947	-0.007043	0.005426	1	100000
b13	-0.03779	0.137	0.002425	-0.3131	-0.03643	0.2282	1	100000

Berdasarkan tabel 1 diketahui bahwa hanya parameter b_1 dan b_7 signifikan pada iterasi ke 100.000. Kedua variabel tersebut adalah pendapatan dan nasabah dengan pasangan bekerja atau tidak. Signifikansi ini terlihat dari nilai *quantile* pada *credible interval* antara 2.50% dan 97.5% yang tidak mengandung nilai nol. Jika nilai antara 2.50% dan 97.5% memuat nilai nol maka parameter tidak signifikan. Sehingga model logit yang diperoleh untuk regresi logistik Bayesian adalah sebagai berikut.

$$g(x) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_7 x_7 = -0,475 + 0,02145x_1 - 1,363x_7$$

Kemudian fungsi probabilitas dari model logit yang terbentuk adalah sebagai berikut.

$$\pi(x) = \frac{\exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_7 x_7)}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_7 x_7)} = \frac{\exp(-0,475 + 0,02145x_1 - 1,363x_7)}{1 + \exp(-0,475 + 0,02145x_1 - 1,363x_7)}$$

Model regresi yang terbentuk tersebut menunjukkan bahwa probabilitas akan terjadi resiko pembayaran macet untuk nasabah dengan pasangan nasabah bekerja dan pendapatan nasabah dimisalkan 1 juta maka kemungkinannya sebesar 0.14 atau 14% dibanding nasabah dengan pasangan yang tidak bekerja. Sehingga dapat diartikan pasangan nasabah yang bekerja akan memperkecil peluang terjadinya tunggakan atau macet dalam pembayaran angsuran. Kemudian apabila ditinjau dari odds rasio masing-masing variabel yang signifikan mempengaruhi kelancaran pembayaran angsuran diketahui untuk pasangan nasabah bekerja atau tidak odds rasio yang dihasilkan sebesar 0,26. Hal ini berarti dengan kondisi pasangan nasabah bekerja kecenderungan terjadinya resiko macet dalam pembayaran angsuran sebesar 0,26 kali dibanding nasabah dengan pasangan tidak bekerja atau dengan kata lain nasabah dengan pasangan bekerja cenderung akan membayar angsuran dengan lancar sebesar 3,8 kali dibanding nasabah dengan nasabah yang tidak bekerja. Kemudian setiap pendapatan naik 1 juta maka kecenderungan nasabah untuk membayar secara lancar adalah sebanyak 1,02 kali. Keadaan ini sangat rasional karena dengan pasangan nasabah bekerja akan turut menaikkan pendapatan keluarga, dan dengan adanya dua pendapatan maka kesulitan dalam pemenuhan kebutuhan khususnya pembayaran angsuran dapat diatasi.

3. SIMPULAN

Hasil pemodelan menunjukkan nasabah dengan pasangan bekerja akan meminimalisir resiko terjadinya kemacetan pembayaran sebesar 14%. Hal ini dibuktikan dengan kecenderungan nasabah dengan pasangan bekerja akan membayar angsuran dengan lancar sebesar 3,8 kali dibanding nasabah dengan nasabah yang tidak bekerja. Kemudian ditinjau dari segi pendapatan, setiap pendapatan naik 1 juta maka kecenderungan nasabah untuk membayar secara lancar adalah sebanyak 1,02 kali. Kedua variabel tersebut, baik pendapatan maupun nasabah dengan pasangan yang bekerja menjadi faktor yang sangat penting dalam keputusan pemberian pembiayaan nasabah Bank Syariah Mandiri.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Soedarto, M. 2004. Analisis Faktor yang mempengaruhi Penyaluran Kredit Pada Bank Perkreditan Rakyat. Master Tesis. Universitas Diponegoro, Semarang.
- [2] Kiryanto, R. 2007. Langkah Terobosan Mendorong Ekspansi Kredit. *Economic Review* No. 208.
- [3] Alamsyah, H. 2005. *Banking Disintermediation and Its Implication for Monetary Policy : The Case of Indonesian*. Buletin Ekonomi Moneter dan Perbankan. Maret 2005 : 499 – 521
- [4] Irwan, L. N. (2010). Tinjauan terhadap Fungsi dan Faktor-faktor yang Mempengaruhi Intermediasi Perbankan Nasional. *Trikonomika* , Volume 9, No. 2, 96–104.
- [5] DING, D., & LIU, X. (2012). *Bayesian Methods with Application in Risk Analysis*. National Conference on Information Technology and Computer Science .

- [6] Setianingsih, N. P. Budi. (2014). Pemodelan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Penggolongan Kredit di Bank X (Persero) Tbk dengan Menggunakan Metode *Hybrid Genetic Algorithm-Logistic Regression*. Tugas Akhir. Institut Teknologi Sepuluh Nopember
- [7] Tenconi, P. (2008). *Statistical Analysis for Credit Risk Modelling*. Milan, Italy: Universita della Svizzera Italiana : Faculty of Economic.
- [8],[11]King, Gary, & Zeng, L. (2001). Logistic Regression in Rare Events Data. *Political Analysis* , 9:2:137-163.
- [9] Setianingsih, N. P. Budi. (2014). Pemodelan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Penggolongan Kredit di Bank X (Persero) Tbk dengan Menggunakan Metode Hybrid Genetic Algorithm-Logistic Regression. Tugas Akhir. Institut Teknologi Sepuluh Nopember
- [10] Shaw, M. H. (2001). Multilevel Logistic Regression Analysis Applied to Binary Contraceptive Prevalence Data. *Journal of Data Science* 9 , 93-110.
- [12]Casella, G., & George, E. I. (1992). Explaining the Gibbs Sampler. *The American Statistician* , Vol. 46, No. 3,pp.167-174.
- [13] Hosmer, D. W., and S. Lemeshow. (2000). *Applied Logistic Regression Second Edition*. New York: John Wiley & Sons, Inc.
- [14] Ntzoufras, I. (2009). *Bayesian Modelling Using WinBUGS*. New Jersey, USA: Wiley.
- [15] Genkin, A., Lewis, D. D., & Mandigan, D. (2007). Large Scale Bayesian Logistic Regression for Text Categorization. *Technometrics* , Vol. 49, No. 3, pp 291-304.