

# Deteksi Peluang Gagal Bayar Calon Debitur Menggunakan Algoritma *Particle Swarm Optimization* (PSO) untuk Meningkatkan Kinerja Manajemen Risiko pada Koperasi Simpan Pinjam ABC

Susan Purnama<sup>1, a)</sup> dan Aninditha Putri Kusumawardhani<sup>1, b)</sup>

<sup>1</sup>*Prodi Manajemen, Universitas Informatika dan Bisnis Indonesia (UNIBI), Indonesia*

<sup>a)</sup>*email: susanpurnama@unibi.ac.id*

<sup>b)</sup>*email: anindithaputri@unibi.ac.id*

## Abstrak

Koperasi Simpan Pinjam (KSP) adalah lembaga keuangan yang memiliki peran penting dalam kegiatan ekonomi dan perdagangan, berguna untuk menyalurkan dana dalam bentuk pinjaman kepada anggota yang membutuhkan untuk bisnis atau usaha. Dalam paper ini, kami mengkaji deteksi peluang gagal bayar calon debitur menggunakan algoritma *Particle Swarm Optimization* (PSO) pada model regresi logistik. Dalam metode analisisnya terdapat beberapa Langkah: (1) melakukan standarisasi data pada data faktor risiko calon debitur, (2) menetapkan asumsi model regresi logistik, (3) melakukan estimasi parameter model regresi logistik menggunakan algoritma *Particle Swarm Optimization* (PSO), dan (4) melakukan uji signifikansi setiap variabel. Peluang gagal bayar ditentukan menggunakan parameter kelayakan calon debitur berdasarkan variabel data masa lalu yang dimiliki KSP "ABC" di Bandung, Indonesia. Data yang dihimpun terdiri dari 100 sampel melalui kuesioner yang dikelompokkan ke dalam dua kategori, yaitu kategori 0 sebagai kredit yang tidak bermasalah atau dikatakan layak sebanyak  $n_0=84$  dan kategori 1 adalah yang dikatakan sebagai kredit bermasalah atau tidak layak sebanyak  $n_1=16$ . Hasilnya menunjukkan bahwa dari delapan faktor yang dianalisis, terdapat enam faktor yang memiliki pengaruh signifikan terhadap risiko gagal bayar, yaitu usia yang berhutang, jumlah tanggungan keluarga, jumlah tabungan, besarnya jaminan, besarnya kredit, jangka waktu kredit dengan akurasi 99.1%. Berdasarkan enam faktor tersebut didapatkan estimator model regresi logistik yang dapat digunakan untuk menentukan probabilitas gagal bayar dari calon debitur. Probabilitas gagal bayar ini, sangat berguna bagi KSP "ABC" untuk mengambil keputusan pemberian kredit yang layak atau tidak, sehingga kinerja manajemen risiko *problem loans* dapat lebih terjamin.

*Kata kunci: Koperasi Simpan Pinjam, risiko kredit bermasalah, peluang gagal bayar, model regresi logistik, Particle Swarm Optimization (PSO).*

## Abstract

Savings and Loan Cooperatives (KSP) are financial institutions that have an important role in economic and trade activities, useful for channeling funds in the form of loans to members who need them for business or business. In this paper, we examine the detection of potential debtors'

default opportunities using the Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm in a logistic regression model. In the analysis method, there are several steps: (1) standardizing the data on the risk factor data of prospective debtors, (2) determining the assumptions of the logistic regression model, (3) estimating the parameters of the logistic regression model using the Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm, and (4) to test the significance of each variable. The probability of default is determined using the eligibility parameters of the prospective debtor based on past data variables owned by KSP "ABC" in Bandung, Indonesia. The results show that of the eight factors analyzed, there are six factors that have a significant influence on the risk of default, namely the age of the debtor, the number of family dependents, the amount of savings, the amount of collateral, the amount of credit, the credit period with an accuracy of 99.1%. Based on these six factors, a logistic regression model estimator is obtained that can be used to determine the probability of default from prospective debtors. This probability of default is very useful for KSP "ABC" to make a decision on whether or not to give credit, so that the performance of problem loan risk management can be guaranteed.

*Keywords: Savings and Loan Cooperatives, risk of non-performing loans, probability of default, logistic regression model, Particle Swarm Optimization (PSO).*

## **Pendahuluan**

Penyaluran kredit atau pinjaman merupakan kegiatan yang mendominasi usaha Koperasi Simpan Pinjam (KSP) untuk membantu pemerintah dalam memperbaiki ekonomi rakyat. Hal ini berdasarkan Permen Kop & UMKM Nomor 15/Per/M.KUKM/2015 khususnya pasal 19 disebutkan bahwa kegiatan usaha simpan pinjam meliputi : menghimpun simpanan dari anggota; memberikan pinjaman kepada anggota, calon anggota koperasi yang bersangkutan, koperasi lain dan atau anggotanya; dan mengelola keseimbangan sumber dana dan penyaluran pinjaman [1],[2]. Proses penyaluran kredit yang terjadi memungkinkan untuk berpengaruh negatif pada perbendaharaan KSP, sehingga sering mengalami kerugian secara potensial. Risiko ini dikenal dengan nama *problem loans* [3]. Salah satu faktor penyebab terjadinya *problem loans* adalah kegagalan pihak KSP dalam menganalisis kredit calon debiturnya [4]. Oleh karena itu, diperlukan perhitungan untuk mendeteksi peluang gagal bayar risiko kredit calon debitur secara objektif dan tepat agar tidak terjadi *problem loans* [5],[6].

Berkaitan dengan adanya risiko *problem loans* menjadi dasar kebutuhan deteksi gagal bayar calon debitur, adapun contoh cara deteksi gagal bayar kredit dengan berbagai teknik klasifikasi calon debitur yang telah diusulkan, misalnya oleh [7],[8], melakukan pengklasifikasi yang dihasilkan oleh Neural Networks dan SVM digambarkan sebagai fungsi matematika yang kompleks. Koh, et al., (2006) pada tahun 2006 mempelajari pembentukan model penilaian kredit untuk lembaga keuangan di Bank Jerman menggunakan data pendekatan penambangan untuk analisis [9],[10],[11],[12],[13],[14], melakukan penelitian tentang performansi model *credit scoring* menggunakan metode regresi logistik biner dan teknik data mining seperti *Classification and Regression Tree* (CART), *Chi-squared Automatic Interaction Detection* (CHAID), *Neural Network*, serta *Multivariate Adaptive Regression Spline* (MARS). Kajian tentang risiko kredit di bank komersial Pakistan juga diteliti dengan model penilaian kredit menggunakan teknik seperti model penilaian kredit untuk individu, regresi logistik, dan analisis diskriminan [15]. Penilaian kredit didasarkan pada analisis diskriminan, yaitu metode statistik yang dirancang untuk mengklasifikasikan debitur ke

dalam kelompok yang dapat dibedakan dengan jelas secara optimal baik atau buruk yang dilakukan pada penilaian risiko kredit Usaha Kecil dan Menengah (UKM) [16].

Penggunaan metode pendekatan algoritma *Particle Swarm Optimization* (PSO) pada model regresi logistik untuk deteksi probabilitas gagal bayar calon debitur belum pernah dilakukan. Algoritma PSO yang dihasilkan diterapkan untuk mengklasifikasikan risiko kredit. Tujuannya adalah untuk mengklasifikasikan subjek calon debitur menjadi beberapa kelompok yang memperoleh berbagai tingkat risiko kredit. Oleh karena itu, pada penelitian ini dilakukan perhitungan peluang gagal bayar untuk mendeteksi kelayakan calon debitur agar mengurangi risiko kerugian pada KSP. Proses analisis dilakukan dengan regresi logistik, di mana untuk menaksir parameter dilakukan menggunakan algoritma PSO. Selanjutnya, estimator model regresi logistik digunakan untuk menentukan probabilitas gagal bayar dari calon debitur. Taksiran probabilitas gagal bayar kemudian dicocokkan dengan interval kelayakan debitur, sehingga setiap debitur menyandang predikat kredit yang menggambarkan tingkat risiko gagal bayar. Berdasarkan predikat tersebut, KSP dapat mengambil sebuah keputusan pemberian kredit.

### Metode Penelitian

Dalam penelitian ini dilakukan analisis deteksi peluang gagal bayar calon debitur melalui pendekatan kuantitatif dengan menerapkan model matematika untuk melakukan perhitungan dan studi pustaka yang relevan. Studi kepustakaan adalah merupakan teknik pengumpulan data dengan melakukan studi penelaahan terhadap buku-buku, literatur-literatur yang ada relevansinya dengan masalah yang diselesaikan dalam penelitian ini. Masalah yang diteliti yaitu mendeteksi peluang gagal bayar calon debitur pada suatu koperasi simpan pinjam "ABC". Hasil dari penelitian diharapkan dapat meningkatkan manajemen risiko kredit bermasalah (*problem loans*), gunaantisipasi dalam pemberian kredit yang tidak tepat.

Dalam penelitian ini yang dianalisis adalah data kredit konsumtif (non ritel) debitur koperasi simpan pinjam "ABC" periode 2001-2011. Data yang dihimpun terdiri dari 100 sampel melalui kuesioner yang dikelompokkan ke dalam dua kategori, yaitu kategori 0 sebagai kredit yang tidak bermasalah atau dikatakan layak sebanyak  $n_0 = 84$  dan kategori 1 adalah yang dikatakan sebagai kredit bermasalah atau tidak layak sebanyak  $n_1 = 16$ . Variabel-variabel yang diasumsikan berpengaruh terhadap penilaian kredit meliputi tujuh variabel, yaitu: Usia debitur ( $X_1$ ), tanggungan keluarga ( $X_2$ ), nilai tabungan yang dimiliki ( $X_3$ ), nilai jaminan ( $X_4$ ), besar pinjaman yang diajukan ( $X_5$ ), dan jangka waktu pengembalian kredit ( $X_6$ ).

### Model Regresi Logistik Biner

Model regresi logistik adalah merupakan alat analisis data yang banyak digunakan pada penelitian yang bertujuan untuk mengidentifikasi pengaruh variabel-variabel bebas ( $X$ ) terhadap variabel tak bebas ( $Y$ ), di mana variabel-variabel bebas dalam penelitian berupa kategorik [17]. Teknik yang digunakan dalam analisis regresi logistik, pada prinsipnya adalah sama dengan teknik dalam analisis regresi linier secara umumnya. Perbedaannya hanya pada skala pengukuran dari variabel tak bebas ( $Y$ ), sehingga prinsip-prinsip yang digunakan dalam analisis regresi linier, juga dapat digunakan dalam analisis regresi logistik biner [18],[19].

Merujuk Nawai, and Shariff (2013), model regresi logistik biner adalah digunakan untuk mengestimasi pengaruh dari beberapa variabel-variabel penjelas ( $X$ ), terhadap variabel respon ( $Y$ ), yang nilainya berupa bilangan biner atau dikotomi [20]. Variabel-variabel ini disebut biner atau dikotomi disebabkan memiliki dua macam nilai, yaitu 0 untuk kejadian berhasil dan 1 untuk kejadian e-  
ISSN: 2686-0341 p-ISSN: 2338-0896

gagal. Persamaan regresi logistik biner yang digunakan dalam penelitian ini dapat dinyatakan sebagai:

$$\pi(x_i) = \frac{\exp(\beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_k x_{ik})}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_k x_{ik})} \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

Fungsi  $\pi(X)$  pada persamaan (1) merupakan bentuk nonlinier sedemikian sehingga perlu ditransformasikan menggunakan transformasi logit, agar diperoleh bentuk fungsi  $g(X)$  yang linier dalam parameter-parameternya [19] Fungsi logitnya adalah berbentuk:

$$g(X) = \log \left[ \frac{\pi(X)}{1 - \pi(X)} \right] = \sum_{k=0}^K x_{ik} \beta_k \quad (2)$$

dengan  $\beta_i$ ,  $i = 0, 1, \dots, k$ , adalah parameter-parameter yang terdapat pada model regresi logistik.

#### Estimasi Parameter Model Regresi Logistik

Tujuan dari estimasi model regresi logistik adalah untuk mengestimasi parameter-parameter-parameter  $\beta_i$ ,  $i = 0, 1, \dots, k$ , yang diasumsikan memiliki kontribusi pada persamaan (2). jika dimisalkan terdapat  $k$  variabel bebas  $X_1, X_2, \dots, X_k$ , maka fungsi densitas peluang bersyarat  $Y$  terhadap  $\beta$  mengikuti distribusi bernoulli sebagai berikut [13],[21]:

$$f(y|\beta) = \prod_{i=1}^N \pi_i^{y_i} (1 - \pi_i)^{1-y_i} \quad y_i = 0, 1 \quad (3)$$

Dimana  $Y$  diberi kode dengan bilangan 0 dan 1 untuk setiap pasangan  $x_i, y_i$ . Jika  $y_i = 1$ , maka kontribusi diberikan pada fungsi Likelihood adalah  $\pi(x_i)$ , dan jika  $y_i = 0$  maka kontribusi yang diberikan pada fungsi likelihood adalah  $1 - \pi(x_i)$ , dimana  $\pi(x_i)$  menyatakan nilai dari  $\pi(x)$  pada  $x_i$  [22], [27], [28]. Demikian sehingga kontribusi yang diberikan pada fungsi likelihood dari pasangan  $(x_i, y_i)$  adalah dinyatakan sebagai berikut:

$$l(\beta) = \sum_{i=1}^N \left\{ y_i \sum_{j=0}^J x_{ij} \beta_j - \ln \left( 1 + e^{\sum_{j=0}^J x_{ij} \beta_j} \right) \right\} \quad (4)$$

Estimasi model regresi logistik adalah proses penentuan nilai parameter-parameter  $\beta_i$ ,  $i = 0, 1, \dots, k$ , yang dapat memberikan nilai maksimum pada persamaan (4).

#### Algoritma Particle Swarm Optimization (PSO)

Merujuk Malik (2018), algoritma Particle Swarm Optimization (PSO) diperkenalkan pertama kali oleh Eberhart dan Kennedy pada tahun 1995, yang terinspirasi dari perilaku sosial sekelompok burung [23]. Menurut penjelasan Eberhart dan Kennedy, algoritma PSO adalah merupakan salah satu algoritma optimasi yang berguna untuk pendukung pengambilan keputusan. Namun demikian, bisa juga untuk perencanaan jalur yang optimal [6]. Algoritma PSO pada dasarnya terdiri dari segerombolan partikel yang bergerak di dalam ruang pencarian, yang menggunakan bentuk fungsi tertentu untuk suatu posisi dan kecepatan partikel. Arah dan jarak pergerakan masing-masing partikel di dalam ruang hyperdimension ditentukan berdasarkan fitness dan velocity. Particle Swarm pada prinsipnya memiliki dua operator utama, yaitu update kecepatan dan pembaruan posisi.

Merujuk Gao et al. (2019), terdapat dua persamaan sebagai pembentuk algoritma PSO yang menggunakan  $k$  referensi iterasi saat ini, dan  $k + 1$  yang menyiratkan iterasi selanjutnya [24], yaitu: Posisi partikel

$$x_{k+1}^i = x_k^i + v_{k+1}^i \quad (5)$$

Kecepatan partikel:

$$v_{k+1}^i = w_k v_k^i + c_1 r_1 (p_k^i - x_k^i) + c_2 r_2 (p_k^g - x_k^i) \quad (6)$$

di mana:

|           |   |
|-----------|---|
| $x_k^i$   | : posisi partikel                                 |
| $v_k^i$   | : kecepatan partikel                              |
| $p_k^i$   | : posisi partikel individu terbaik                |
| $p_k^g$   | : posisi segerombolan terbaik                     |
| $w_k$     | : berat inersia konstan                           |
| $c_1 r_1$ | : parameter kognitif dan sosial masing-masing     |
| $c_2 r_2$ | : bilangan random yang bernilai antara 0 sampai 1 |

Algoritma PSO inilah yang digunakan melakukan estimasi parameter-parameter pada model regresi logistik, dengan cara menentukan nilai-nilai parameter  $\beta_i$ ,  $i = 0, 1, \dots, k$ , yang dapat menghasilkan nilai maksimum Likelihood pada persamaan (4). Sehingga didapatkan nilai estimasi parameter model regresi logistik berdasarkan algoritma PSO.

#### Uji Signifikansi Parameter

Pengujian tingkat signifikansi parameter, dimaksudkan untuk menguji tingkat signifikansi dari estimator parameter-parameter yang telah dihasilkan dari proses estimasi yang dilakukan menggunakan algoritma PSO. Pada pengujian signifikansi parameter regresi logistik dilakukan dengan beberapa pengujian yang meliputi, uji likelihood ratio, uji Wald, uji Hosmer dan Lemeshow, uji kesesuaian model, dan R-kuadrat  $R^2$  dengan tingkat signifikansi  $\alpha = 5\%$ .

##### a) Uji Likelihood Ratio

Bagian ini bermaksud membahas tentang metode pengujian serempak yang dilakukan menggunakan uji *log likelihood ratio*  $G$ . dalam uji *log likelihood ratio* hipotesis yang digunakan adalah  $H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_k = 0$ , yang artinya secara serempak variabel bebas tidak berpengaruh terhadap  $\pi(X)$ ; dan hipotesis alternatif adalah  $H_1 : \beta_1 \neq \beta_2 \neq \dots = \beta_k \neq 0$ , yang artinya secara serempak variabel bebas berpengaruh terhadap  $\pi(X)$  [19]. Selanjutnya, menentukan uji *log likelihood ratio*  $G$  dihitung dengan menggunakan persamaan:

$$G = -2 \frac{\binom{n_1}{n}^{n_0}}{\prod_{i=1}^k \pi_i^{y_i} (1 - \pi_i)^{1-y_i}}; i = 1, 2, \dots, k, \quad (8)$$

dengan  $i = 1, 2, \dots, k$  dimana  $k$  banyaknya variabel bebas. Berdasarkan tingkat signifikansi  $\alpha$  yang ditetapkan, nilai kritis statistic dari  $\chi^2_{(1-\alpha)(g)}$  dapat diperoleh dari Tabel  $\chi^2$ . Berikutnya, membandingkan nilai-nilai statistik  $G$  dan  $\chi^2_{(1-\alpha)(g)}$ , dengan kriteria keputusan sebagai berikut: Jika  $\hat{G} < \chi^2_{(1-\alpha)(g)}$  maka menerima  $H_0$  dan menolak  $H_1$ , dan Jika  $\hat{G} \geq \chi^2_{(1-\alpha)(g)}$  maka menolak  $H_0$  dan menerima  $H_1$ .

##### b) Uji Wald

Uji Wald ini dimaksudkan untuk menguji tingkat signifikansi secara parsial dari estimator parameter regresi logistik. uji Wald dilakukan dengan menggunakan hipotesis  $H_0: \beta_i = 0$ , ( $i = 1, 2, \dots, k$  dimana  $k$  banyaknya variabel bebas), yang artinya variabel  $X$  tidak berpengaruh secara signifikan terhadap  $\pi(X)$ ; dan hipotesis alternatif adalah  $H_1: \beta_i \neq 0$ , yang artinya variabel  $X$  berpengaruh secara signifikan terhadap  $\pi(X)$  [19]. Selanjutnya, menghitung besar nilai statistik  $Z_{Wald}$ , dan nilai kritis statistic  $Z_{(1-\frac{1}{2}\alpha)}$  yang dapat diperoleh dari tabel distribusi normal standar dengan tingkat signifikansi  $\alpha$  yang ditetapkan. Kemudian membandingkan nilai statistik  $Z_{Wald}$  dan  $Z_{(1-\frac{1}{2}\alpha)}$ , dengan kriteria keputusan berikut: Jika  $-Z_{\frac{1}{2}\alpha} < Z < Z_{(1-\frac{1}{2}\alpha)}$  maka menerima  $H_0$  dan menolak  $H_1$ . Jika  $Z > Z_{(1-\frac{1}{2}\alpha)}$  atau  $Z < -Z_{\frac{1}{2}\alpha}$  maka menolak  $H_0$  dan menerima  $H_1$ .

c) Uji Kesesuaian Model Regresi Logistik

Uji kesesuaian model dimaksudkan untuk mengukur tingkat kesesuaian estitor data terhadap data yang sebenarnya. pengujian kesesuaian model regresi logistik dapat dilakukan dengan menggunakan uji Hosmer dan Lemeshow [19]. Pengujian kesesuaian model ini dilakukan dengan menggunakan hipotesis bahwa  $H_0$  : Tidak terdapat perbedaan antara hasil pengamatan dengan hasil estimasi; dan hipotesis alternatif adalah  $H_1$  : Terdapat perbedaan antara hasil pengamatan dengan hasil estimasi. Statistik uji yang dapat digunakan adalah sebagai berikut:

$$C = \sum_{j=1}^n \frac{(o_k - n_k \pi_k)}{n_k \pi_k (1 - \pi_k)}, \quad (9)$$

dengan  $o_k = \sum_{j=1}^{C_k} y_j$ ,  $\pi_k = \sum_{j=1}^{C_k} \frac{m_j \hat{\pi}_j}{n_k}$ , dan  $n_k$  adalah banyaknya pengamatan pada grup  $k$ . Selanjutnya, dilakukan perbandingan antara nilai statistic  $C$  dengan nilai kritis statistic Chi Squared  $\chi^2_{(\alpha)(v-1)}$  yang dapat diperoleh dari tabel distribusi  $\chi^2$ , dimana  $\alpha$  adalah tingkat signifikansi yang ditetapkan, dan  $v$  derajat kebebasan. Adapun kriteria keputusan adalah: Jika nilai-nilai  $C > \chi^2_{(\alpha)(v-1)}$  atau  $P - value < \alpha$  maka menolak  $H_0$  dan menerima  $H_1$ .

d) Menentukan nilai R-kuadrat ( $R^2$ )

Penentuan nilai  $R^2$  adalah dimaksudkan untuk mengukur seberapa besar tingkat kekuatan korelasi antara variabel-variabel bebas dengan variabel tak bebas. nilai statistik  $R^2$  dapat ditentukan dengan menggunakan persamaan sebagai berikut [22]:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \pi_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \underline{y})^2}, \quad (10)$$

dengan  $y_i$  adalah merupakan nilai biner hasil observasi ke- $i$  (misalnya 1 atau 0),  $\pi_i$  adalah merupakan prediksi nilai probabilitas ke- $i$ ,  $\underline{y} = \sum_{i=1}^n y_i/n$ , dan  $n$  adalah banyaknya data yang diobservasi. Nilainya terletak dalam interval  $0 \leq R^2 \leq 1$ , dimana jika nilai  $R^2$  mendekati 0 maka memberi arti korelasinya lemah, dan jika nilai  $R^2$  mendekati 1 maka memberi arti korelasinya kuat.

*Probabilitas Risiko Gagal Bayar*

Pada bagian ini dibahas tentang probabilitas risiko gagal bayar (*problem loans*), adalah merupakan salah satu dampak negatif dari kegiatan pemberian kredit kepada debitur. Hubungan antara probabilitas gagal bayar dengan  $\Lambda$  ( $score_i$ ), adalah sebagai berikut [22]:

a)  $Prob(Default_i) = \Lambda(score_i)$  jika terjadi gagal bayar (*problem loans*).

b)  $Prob(No Default_i) = 1 - \Lambda(score_i)$  jika tidak terjadi gagal bayar (*problem loans*).

e-ISSN: 2686-0341 p-ISSN: 2338-0896

Probabilitas gagal bayar (*problem loans*) adalah  $0 \leq \Lambda(score_i) \leq 1$ . Berdasarkan interval ini, bagi debitur dengan  $\Lambda(score_i)$  kredit yang rendah memiliki probabilitas gagal bayar (*problem loans*) yang rendah, sedangkan bagi debitur  $\Lambda(score_i)$  kredit yang tinggi, memiliki probabilitas gagal bayar (*problem loans*) yang tinggi. Oleh karena itu, sebuah  $\Lambda(score_i)$  kredit yang tinggi dapat mengakibatkan penolakan pemberian kredit kepada debitur [25],[26].

Merujuk Gao et al. (2019), probabilitas risiko gagal bayar dapat ditentukan dengan menggunakan persamaan (1), dan pada tahapan ini adalah digunakan sebagai referensi pengambilan keputusan pemberian kredit kepada calon debitur [24]. Keputusan ini diambil oleh pihak-pihak koperasi simpan pinjam "ABC" berdasarkan kriteria-kriteria yang ditentukan, sebagai berikut:

- 1) Jika probabilitas berada dalam interval  $0 \leq \pi(X) \leq 0.40$  maka permohonan kredit diterima.
- 2) Jika probabilitas berada dalam interval  $0.41 \leq \pi(X) \leq 0.70$  maka permohonan kredit dipertimbangkan.
- 3) Jika probabilitas berada dalam interval  $0.71 \leq \pi(X) \leq 1$  maka permohonan kredit ditolak.

## Hasil dan Diskusi

Disini hasil dan diskusi adalah membahas tentang standarisasi data, penaksiran parameter, pengujian signifikansi parameter, dan diskusi ilustrasi bagaimana keputusan pemberian kredit kepada calon debitur.

### Menstandarisasi Data

Proses menstandarisasi data adalah tindakan standarisasi terhadap data yang terdapat perbedaan nilai yang cukup besar. Proses standarisasi data dilakukan dengan menggunakan statistic Z-score, dan proses standarisasi dilakukan dengan menggunakan bantuan software SPSS versi 23.00 agar lebih efektif dan efisien. Sebagai ilustrasi, diberikan contoh proses standarisasi sebagian data dari penelitian seperti diberikan dalam Tabel 1.

**Tabel 1.** Contoh Data Kredit

| Usia | Tanggung | Tabungan  | Jaminan    | Pendapatan | Kredit     | THP       | Waktu |
|------|----------|-----------|------------|------------|------------|-----------|-------|
| 42   | 5        | 1.251.000 | 71.615.000 | 4.695.605  | 81.000.000 | 4.182.000 | 8     |
| 41   | 3        | 402.000   | 7.562.000  | 1.351.000  | 9.000.000  | 1.091.000 | 4     |
| 32   | 5        | 700.000   | 6.400.000  | 2.500.000  | 5.000.000  | 1.900.000 | 3     |
| 30   | 3        | 451.000   | 5.000.000  | 1.500.000  | 6.000.000  | 900.000   | 2     |

Dapat dilihat contoh data yang diberikan dalam Tabel 1, di mana masing-masing variabel memiliki satuan yang sangat jauh berbeda nilainya. Jika data tersebut langsung dianalisis tanpa dilakukan standarisasi, maka hasil analisis yang diperoleh tidak dapat menggambarkan kebenaran pengaruh dari masing-masing variabel independen. Oleh karena itu, perlu dilakukan standarisasi dengan cara mentransformasi data menjadi *Z-score*. Hasil nilai *Z-score* yang dilakukan dengan menggunakan bantuan software SPSS versi 23.00, seperti tampak yang disajikan dalam Tabel 2.

**Tabel 2.** Hasil Data yang Distandarisasi

| Usia  | Tanggung<br>Keluarga | Tabungan | Nilai<br>Jaminan | Pendapatan | Kredit<br>diajukan | THP   | Waktu<br>Kredit |
|-------|----------------------|----------|------------------|------------|--------------------|-------|-----------------|
| 0.935 | 0.131                | 1.977    | 4.775            | 2.188      | 4.842              | 2.466 | 2.535           |

|        |        |        |        |        |        |        |        |
|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| 0.805  | 0.363  | -0.029 | -0.123 | -0.262 | -0.031 | -0.035 | -0.127 |
| -0.365 | 0.365  | 0.681  | -0.212 | 0.545  | -0.315 | 0.642  | -0.791 |
| -0.615 | -0.568 | 0.087  | -0.319 | -0.154 | -0.235 | -0.195 | -0.791 |

Dapat dilihat pada Tabel 2, bahwa jika nilai standarisasi data dibatasi nilainya antara -3 sampai +3, maka pada hasil data yang distandarisasi memiliki nilai Z-score melebihi +3, misalnya pada baris pertama pada kolom nilai jaminan dan kredit yang diajukan, nilai Z-score yang diperoleh adalah 4.775 dan 4.842, demikian sehingga data tersebut adalah merupakan data outliers. Data outlier seperti demikian dalam penelitian yang dilakukan disini tidak diikuti sertakan dalam analisis estimasi parameter, dimana proses estimasi dilakukan pada bagian berikut ini.

#### Menaksir Parameter

Proses estimasi disini dimaksudkan untuk menentukan estimator parameter model regresi logistik yang signifikan. Adapun prosedur estimasi parameter dilakukan dengan menggunakan persamaan (4), dan dilakukan dengan menggunakan algoritma PSO. Proses estimasi parameter dilakukan dengan menggunakan bantuan software Matlab R2015A [25]. Hasil estimator parameter dan nilai rasio likelihood serta nilai-nilai statistic lainnya diberikan pada Tabel 3.

**Tabel 3.** Estimator Parameter Model Regresi Logistik dengan Menggunakan Algoritma PSO

| Koefisien Parameter              | Estimator Parameter ( $\hat{\beta}$ ) | SE ( $\hat{\beta}$ ) | $Z_{wala} = \frac{\hat{\beta}}{SE(\hat{\beta})}$ | P-Value | Keputusan    |
|----------------------------------|---------------------------------------|----------------------|--|---------|--------------|
| Usia Debitur ( $X_1$ )           | -0.2092                               | 0.4716               | -0.4436  | 0.0010  | Significance |
| Tanggung Keluarga ( $X_2$ )      | 0.9441                                | 0.6822               | 1.3839   | 0.0012  | Significance |
| Jumlah Tabungan ( $X_3$ )        | -0.0521                               | 0.9190               | -0.0567  | 0.0010  | Significance |
| Nilai Jaminan ( $X_4$ )          | -0.2562                               | 0.2634               | -0,9727  | 0.0201  | Significance |
| Jumlah Kredit Diajukan ( $X_5$ ) | 0.0351                                | 0.1762               | 0.1992   | 0.0017  | Significance |
| Jangka Waktu Pinjaman ( $X_6$ )  | -0.0614                               | 0.0543               | -1.1308  | 0.0321  | Significance |
| Konstanta                        | 2.8284                                | 2.7395               | 1.0325   | 0.0325  | Significance |
| Log likelihood Ratio             | 2.8284                                |                      |  |         |              |

Berdasarkan hasil estimator parameter yang diberikan pada Tabel 3, merujuk pada persamaan (1), estimator model regresi logistik yang diperoleh dapat ditulis sebagai berikut:

$$\pi(x) = \frac{\exp \exp (2.8284 - 0.2092X_1 + 0.9441X_2 - 0.0000X_3 - 0.2561X_4 - 0.0000X_5 - 0.0614X_6)}{1 + \exp \exp (2.8284 - 0.2092X_1 + 0.9441X_2 - 0.0000X_3 - 0.2561X_4 - 0.0000X_5 - 0.0614X_6)}. \quad (11)$$

Bilamana merujuk pada persamaan (2), dapat diperoleh fungsi logit dari model regresi seperti diberikan pada persamaan (12) sebagai:

$$\hat{g}(X) = 2.8284 - 0.2092X_1 + 0.9441X_2 - 0.0000X_3 - 0.2561X_4 - 0.0000X_5 - 0.0614X_6. \quad (12)$$

#### Menguji Signifikansi Estimator Model Regresi Logistik

Pengujian signifikansi estimator model disini dimaksudkan untuk menguji keyakinan bahwa estimator parameter yang diperoleh dari proses estimasi betul-betul signifikan baik secara serempak



maupun parsial. Pengujian signifikansi estimator ini dilakukan terhadap persamaan regresi seperti yang diberikan pada persamaan (11). Pengujian signifikansi estimator model regresi logistik dalam hal ini meliputi: pengujian signifikansi serempak, pengujian signifikansi parsial, pengujian kesesuaian model, dan penentuan nilai R-kuadrat.

a) Menguji Signifikansi Serempak

Pengujian signifikansi serempak dimaksudkan untuk memastikan bahwa estimator parameter secara simultan variabel tak bebas berpengaruh terhadap variabel tak bebas. Pengujian ini menggunakan hipotesis bahwa  $H_0: \hat{\beta}_1 = \hat{\beta}_2 = \dots = \hat{\beta}_6 = 0$ , artinya secara simultan variabel bebas tidak berpengaruh terhadap  $\pi(X)$ ; dan  $H_1: \exists \hat{\beta}_1 \neq \hat{\beta}_2 \neq \dots \neq \hat{\beta}_6 \neq 0$ , artinya secara simultan variabel bebas terdapat yang berpengaruh terhadap  $\pi(X)$ . Dari hasil pengolahan data yang diberikan dalam Tabel 3, diperoleh nilai log likelihood  $G = 2.8284$ , adalah merupakan nilai maksimum log likelihood yang dihasilkan dengan menggunakan algoritma PSO. Jika ditentukan tingkat signifikansi  $\alpha = 0.05$ , maka dari tabel distribusi  $\chi^2$  diperoleh nilai kritis statistic  $\chi^2_{(0.05)(6)} = 1.635382894$ . Tampak jelas bahwa nilai statistic log likelihood ratio  $G$  lebih besar dari nilai kritis statistic  $\chi^2_{(0.05)(6)}$ , oleh karena itu hipotesis  $H_0$  ditolak atau  $H_1$  diterima. Demikian sehingga dapat diambil keputusan bahwa secara simultan terhadap variabel bebas yang secara signifikan berpengaruh terhadap  $\pi(X)$ .

b) Menguji Signifikansi Parsial

Pengujian signifikansi parsial disini dimaksudkan untuk memastikan bahwa masing-masing estimator parameter yang dihasilkan dari proses estimasi, secara parsial variabel bebas berpengaruh terhadap variabel tak bebas [29]-[30]. Pengujian ini dilakukan terhadap estimator model regresi logistik yang diberikan pada persamaan (11). Pengujian signifikansi parsial dari masing-masing estimator parameter dilakukan menggunakan statistic uji Wald.

Untuk menguji estimator parameter koefisien variabel usia  $X_1$ , nilai estimator parameternya adalah  $\hat{\beta}_1 = -0.2092$ . Hipotesis dalam uji ini ditetapkan adalah:

$H_0: \hat{\beta}_1 = 0$ , artinya variabel usia  $X_1$  tidak berpengaruh terhadap variabel tak bebas  $\pi(X)$ .

$H_1: \hat{\beta}_1 \neq 0$ , artinya variabel usia  $X_1$  berpengaruh terhadap variabel tak bebas  $\pi(X)$ .

Dari hasil analisis data yang diberikan dalam Tabel 3, diperoleh bahwa untuk estimator parameter  $\hat{\beta}_1$  atau koefisien usia debitur  $X_1$  nilai statistic  $Z_{Wald} = -0.4436$ . Jika ditetapkan tingkat signifikansi  $\alpha = 0.05$ , maka dari tabel distribusi normal standar diperoleh nilai kritis statistik  $\frac{Z_{\alpha}}{2} = -1.959963985$ , tampak jelas bahwa nilai  $Z_{Wald} > \frac{Z_{0.05}}{2}$ . Oleh karena itu, dapat diambil keputusan bahwa  $H_0$  ditolak atau  $H_1$  diterima, yang berarti bahwa estimator parameter koefisien dari variabel  $X_1$  secara signifikan berpengaruh terhadap  $\pi(X)$  berdasarkan tingkat signifikansi  $\alpha = 0.05$ . Pengujian ini juga diperkuat dengan nilai dari P-Value = 0.0010 yang lebih kecil daripada tingkat signifikansi  $\alpha = 0.05$ .

Menggunakan cara sama, pengujian signifikansi juga dilakukan terhadap penaksir-penaksir koefisien parameter  $\hat{\beta}_2, \hat{\beta}_3, \hat{\beta}_4, \hat{\beta}_5, \hat{\beta}_6$ , dan konstanta. Hasil-hasil pengujian signifikan parsial dan keputusannya secara keseluruhan diberikan dalam Tabel 3.

## c) Menguji Kesesuaian Estimator Model Regresi Logistik

Pengujian kesesuaian estimator model regresi logistik disini dimaksudkan untuk memastikan bahwa hasil proses estimasi yang diberikan pada persamaan (8), adalah sesuai untuk menggambarkan model dari data yang sesungguhnya. Dalam pengujian ini hipotesis yang ditetapkan adalah  $H_0$ : berdasarkan estimator model tidak terdapat perbedaan antara nilai observasi dengan nilai prediksi model; dan  $H_1$ : berdasarkan hasil estimator terdapat perbedaan antara nilai observasi dengan nilai prediksi model. Dari hasil analisis data yang dilakukan dengan menggunakan persamaan (9), didapatkan nilai statistic  $C=7.235$  dan memiliki nilai P-Value = 0.428. Jika ditetapkan nilai tingkat signifikansi  $\alpha=0.05$ , berdasarkan tabel distribusi  $\chi^2$  didapatkan nilai kritis statistic  $\chi^2_{(1-0.05)(6-1)}=1.145476226$ . Hal ini nampak dengan jelas bahwa nilai statistic  $C$  lebih kecil dari nilai kritis  $\chi^2_{(1-0.05)(6-1)}$  atau P-Value  $> \alpha$ , oleh karenanya hipotesis  $H_0$  diterima atau  $H_1$  ditolak. Berarti ini menunjukkan bahwa tidak ada perbedaan antara nilai observasi dengan nilai prediksi berdasarkan estimator model regresi logistik yang dihasilkan.

## d) Menentukan Nilai Determinasi R-Kuadrat

Penentuan nilai determinasi  $R^2$  ini dimaksudkan untuk mengukur seberapa kekuatan korelasi antara variabel bebas dengan variabel tak bebas. Penentuan besarnya nilai  $R^2$  dapat dilakukan dengan menggunakan persamaan (10). Dari hasil analisis data diperoleh besarnya nilai  $R^2= 0.9929$ , hal demikian ini menunjukkan bahwa estimator model regresi logistik memiliki korelasi yang kuat antara variabel bebas dan variabel tak bebas. Besarnya nilai determinasi  $R^2 = 0.9929$  menggambarkan bahwa variabel bebas yang terdiri dari usia debitur ( $X_1$ ), tanggungan keluarga ( $X_2$ ), nilai tabungan yang dimiliki ( $X_3$ ), nilai jaminan ( $X_4$ ), besar pinjaman yang diajukan ( $X_5$ ), take home pay per bulan ( $X_6$ ), dan jangka waktu pengembalian kredit ( $X_7$ ), 99.29% mampu menjelaskan pada variable probabilitas gagal bayar, dan sisanya hanya sebesar 0.71% saja yang dapat dijelaskan oleh variable-variabel lainnya.

**Diskusi**

Dalam diskusi ini dilakukan pembahasan tentang bagaimana pengambilan keputusan pemberian kredit, dilakukan dengan pertimbangan yang didasarkan pada nilai probabilitas gagal bayar. Besarnya nilai probabilitas gagal bayar yang dijadikan pertimbangan ditentukan dengan menggunakan estimator model regresi logistik yang dinyatakan sebagai persamaan (11). Merujuk pada Sukono et al. (2014), estimator nilai probabilitas gagal bayar, dan tingkat kelayakan pemberian kredit kepada calon debitur, dibagi atas tiga interval kategori kelayakan debitur, sebagaimana diberikan dalam Tabel 4.

**Tabel 4.** Kelayakan Kredit Bagi Calon Debitur

| Probabilitas Gagal Bayar<br>( <i>Problem loans</i> ) | Predikat | Kategori    |
|--|----------|-------------|
| $\pi(X) \leq 0.49$                                   | A        | Layak       |
| $0.50 \leq \pi(X) \leq 0.69$                         | B        | Cukup Layak |
| $0.70 \leq \pi(X) \leq 1$                            | C        | Tidak Layak |

Dapat dilihat dalam Tabel 4, bahwa kelayakan pemberian kredit kepada calon debitur, dalam hal ini dibagi menjadi tiga kategori yaitu: bilamana calon debitur memiliki nilai estimator probabilitas kelayakan kurang atau sama dengan 0.49, maka seorang calon debitur tersebut dianggap layak

diberikan kredit; bilamana calon debitur memiliki nilai estimator probabilitas di antara 0.50 dan kurang atau sama dengan 0.69, maka seorang calon debitur dianggap cukup layak diberikan kredit. Cukup layak di sini, artinya seorang calon debitur masih dapat dipertimbangkan untuk melakukan transaksi pemberian kredit dengan beberapa syarat yang perlu ditambahkan, misalnya dengan menambah nilai agunan atau mengurangi besar pinjaman yang diajukan. Bagi calon debitur yang memiliki nilai estimator probabilitas lebih dari atau sama dengan 0.70, calon debitur tersebut dikategorikan tidak layak untuk diberikan kredit, karena berpotensi memiliki *problem loans* yang tinggi.

Keputusan pemberian kredit yang didasarkan pada probabilitas gagal bayar, kelayakan keputusan calon debitur dapat didasarkan pada prediksi risiko kredit (*Credit Scoring*) disajikan pada Tabel 3. *Credit scoring* juga telah banyak digunakan oleh koperasi simpan pinjam atau lembaga keuangan pada umumnya.

Sebagai ilustrasi: seorang calon debitur: memiliki usia ( $X_1$ ) adalah 41 tahun; memiliki tanggungan ( $X_2$ ) adalah 5 orang; jumlah simpanan pada koperasi simpan pinjam ABC ( $X_3$ ) sebesar IDR 650.000; akan menyerahkan jaminan ( $X_4$ ) berupa Buku Pemilik Kendaraan Bermotor (BPKB) senilai IDR 8.750.000; mengajukan permohonan kredit ( $X_5$ ) yang diusulkan IDR 12.000.000; dan untuk jangka waktu pinjaman ( $X_6$ ) selama 24 bulan (atau 2 tahun).

Analisis kasus: berdasarkan informasi di atas, estimator probabilitas gagal bayar (risiko kredit) bagi seorang calon debitur tersebut dapat dihitung menggunakan persamaan (11), setelah mengubah nilai-nilai variabel bebasnya ke dalam bentuk biner, dan diperoleh nilai estimator probabilitas gagal adalah sebesar  $\pi(X) = 0,5684656$ . Berdasarkan predikat kelayakan pemberian kredit pada Tabel 3, menunjukkan bahwa seorang calon debitur tersebut termasuk dalam predikat kelayakan B (*Just Eligible*), untuk diberikan kredit dengan syarat tambahan yang perlu dipertimbangkan. Predikat kelayakan B demikian, koperasi simpan pinjam dapat mengambil keputusan untuk menerima atau menolak permohonan pinjaman yang diajukan oleh seorang calon peminjam yang bersangkutan. Bilamana terdapat keraguan dalam mengambil keputusan, koperasi simpan pinjam ABC dapat meminta syarat tambahan yang memungkinkan untuk meningkatkan predikat kelayakan kredit. Misalnya dengan meminta syarat tambahan untuk menaikkan nilai agunan ( $X_4$ ), dan atau menurunkan besar permohonan kredit ( $X_5$ ) diajukan, sehingga setelah dilakukan analisa ulang perhitungan estimator probabilitas gagal bayar dapat ditingkatkan menjadi predikat kelayakannya menjadi A (*Eligible*), atau layak untuk diberikan kredit.

Seperti contoh penerapan analisis *credit scoring* pada koperasi simpan pinjam ABC, dalam melakukan pemberian pinjaman telah menggunakan estimator probabilitas gagal bayar. Menggunakan analisis *credit scoring* diharapkan dapat mengurangi tingkat risiko gagal bayar oleh debitur yang dapat mengakibatkan kerugian bagi koperasi simpan pinjam ABC. Oleh karena itu, analisis risiko pemberian kredit dapat dilakukan dengan menggunakan model analisis *credit scoring*, yang telah banyak digunakan oleh lembaga keuangan pada umumnya. Namun demikian, untuk memiliki model standar keputusan pemberian kredit yang benar dan sesuai dengan karakteristik debitur, koperasi simpan pinjam harus membentuk model *credit scoring* yang didasarkan karakteristik data debiturnya sendiri.

## Kesimpulan

Dalam paper ini telah dilakukan analisis deteksi peluang gagal bayar calon debitur koperasi simpan pinjam ABC menggunakan regresi logistik dan algoritma *Particle Swarm Optimization* (PSO). Berdasarkan hasil analisis yang telah dilakukan pada bagian-bagian sebelumnya, dapat ditarik e-ISSN: 2686-0341 p-ISSN: 2338-0896

kesimpulan sebagai berikut: (1) Faktor-faktor yang menyebabkan terjadinya gagal bayar pada calon debitur pada penelitian ini, yaitu dipengaruhi oleh variabel-variabel yang signifikan pada algoritma PSO adalah: usia debitur, jumlah tanggungan keluarga, jumlah tabungan, nilai jaminan, besarnya kredit yang diajukan, dan jangka waktu pengembalian kredit. (2) Estimasi parameter dengan metode algoritma PSO telah diperoleh model regresi logistik yang signifikan, baik secara parsial maupun serempak. (3) Estimator model regresi logistik yang dihasilkan menggunakan algoritma PSO memiliki koefisien determinasi sebesar 99.1%. (4) Estimator model regresi logistik yang dihasilkan dapat digunakan untuk menentukan probabilitas, yang dapat digunakan untuk deteksi peluang gagal bayar calon debitur pada koperasi simpan pinjam ABC.

Penelitian ini hanya mengasumsikan bahwa faktor yang dapat mempengaruhi gagal bayar debitur hanyalah: usia debitur, jumlah tanggungan keluarga, jumlah tabungan, nilai jaminan, besarnya kredit yang diajukan, dan jangka waktu pengembalian kredit. Pada penelitian berikutnya, dapat dikembangkan dengan menambah jumlah variabel bebas, antara lain misalnya kekayaan bersih, perbandingan repayment capacity terhadap angsuran, riwayat hubungan baik dengan bank, perilaku kehidupan pribadi, kepemilikan tempat tinggal, lama menetap, lama bekerja pada suatu perusahaan/instansi industri pada saat pengajuan peminjaman, dan rata-rata penghasilan usaha per bulan.

#### Ucapan Terima Kasih

Penelitian ini didanai oleh Kementerian Riset Teknologi dan Pendidikan Tinggi Republik Indonesia dengan skema Penelitian Dosen Pemula (PDP) dengan nomor kontrak 025/SP2H/RR-MONO/LL4/2021.

#### Referensi

- [1] S. Purwantini, E. Rusdianti and P. Wardoyo. "Kajian Pengelolaan Dana Koperasi Simpan Pinjam Konvensional Di Kota Semarang". *Jurnal Dinamika Sosial Budaya*, 18:133-145, 2017.
- [2] N. Tamin. "Kiat Menghindari Kredit Macet". *Jakarta: Dian Rakyat*, 2012.
- [3] T. Harris. "Quantitative credit risk assessment using support vector machines: Broad versus Narrow default definitions". *Expert Systems with Applications*, 40:4404-4413, 2013.
- [4] D. A. D. M. Putri, N. L. G. E. Sulindawati, S. E. Ak and I. N. P. Yasa. "Analisis Tingkat Kesehatan Koperasi Simpan Pinjam (Ksp) Di Kabupaten Buleleng Berdasarkan Peraturan Menteri No. 14/Per/M. Kukm/Xii/2009". *Jimat (Jurnal Ilmiah Mahasiswa Akuntansi) Undiksha*, 8, 2018.
- [5] D. Martens, L. Bruynseels, B. Baesens, M. Willekens and J. Vanthienen. "Predicting going concern opinion with data mining". *Decision Support Systems*, 45:765-777, 2008.
- [6] J. Kennedy and R. Eberhart. "Particle swarm optimization". In *Proceedings of ICNN'95-international conference on neural networks*, 4:1942-1948, 1995.
- [7] H. C. Koh, W. C. Tan and C. P. Goh. "A two-step method to construct credit scoring models with data mining techniques". *International Journal of Business and Information*, 1:96-118, 2006.
- [8] A. E. Khandani, A. J. Kim and A. W. Lo. "Consumer credit-risk models via machine-learning algorithms". *Journal of Banking & Finance*, 34:2767-2787, 2010.
- [9] H. Sabzevari, M. Soleymani, and E. Noorbakhsh. "A comparison between statistical and data mining methods for credit scoring in case of limited available data". In *Proceedings of the 3rd*

- [10] *CRC Credit Scoring Conference*, 1-5, 2007.  
A. Bagheri, H. M. Peyhani and M. Akbari. "Financial forecasting using ANFIS networks with quantum-behaved particle swarm optimization". *Expert Systems with Applications*, 41:6235-6250, 2014.
- [11] A. Blanco, R. Pino-Mejías, J. Lara, and S. Rayo. "Credit scoring models for the microfinance industry using neural networks: Evidence from Peru". *Expert Systems with applications*, 40:356-364, 2013.
- [12] A. Samreen, F. B. Zaidi and A. Sarwar. "Design and Development of Credit Scoring Model for the Commercial Banks in Pakistan: Forecasting Creditworthiness of Corporate Borrowers". *International Journal of Business and Commerce*, 2:1-26, 2013.
- [13] A. Samreen and F. B. Zaidi. "Design and development of credit scoring model for the commercial banks of Pakistan: Forecasting creditworthiness of individual borrowers". *International Journal of Business and Social Science*, 3, 2012.
- [14] W. Munyanyi and T. Mashamba. "Banks Business Models, Risk Management Systems And Small And Medium Enterprises Financing Proclivity In Zimbabwe". *Journal of Management and Economic Studies*, 1:16-33, 2019.
- [15] I. Kholid. "Penilaian Kesehatan Koperasi Simpan Pinjam Berdasarkan Peraturan Menteri Koperasi dan Usaha Kecil dan Menengah Republik Indonesia Nomor 14/Per/M. Kukm/Xii/2009 (Studi Pada Koperasi Simpan Pinjam Adi Wiyata Mandiri Kab. Blitar)". *Jurnal administrasi bisnis*, 15, 2014
- [16] D. S. Lestari and A. E. Handayani. "Penerapan Audit Laporan Keuangan Bagi Pengelola Koperasi di Kabupaten Madiun". *JHP17: Jurnal Hasil Penelitian*, 4, 2019.
- [17] E. Demidenko. "Sample size determination for logistic regression revisited". *Statistics in medicine*, 26:3385-3397, 2017.
- [18] M. R. C. Acosta, S. Ahmed, C. E. Garcia and I Koo. "Extremely randomized trees-based scheme for stealthy cyber-attack detection in smart grid networks". *IEEE access*, 8, 19921-19933, 2020.
- [19] S. L. Gortmaker. "Theory and methods--Applied Logistic Regression by David W. Hosmer Jr and Stanley Lemeshow ". *Contemporary sociology*, 23:59, 1994.
- [20] N. B. Nawai, and M. N. B. M. Shariff. "Determinants of repayment performance in microfinance programs in Malaysia". *Labuan Bulletin of International Business and Finance (LBIBF)*, 14-29, 2013.
- [21] S. A. Czepiel. "Maximum likelihood estimation of logistic regression models: theory and implementation". Available at *czep. net/stat/miller. pdf*, 83, 2020.
- [22] A. S. Sukono, M. Mamat, and K. Prafidya. "Credit scoring for cooperative financial services using logistic regression estimated by genetic algorithm". *Applied Mathematical Sciences*, 8:45-57, 2014.
- [23] R. F. Malik. "Credit Scoring Using CART Algorithm and Binary Particle Swarm Optimization". *International Journal of Electrical & Computer Engineering (2088-8708)*, 8, 2018.
- [24] Y. Guo, J. He, L. Xu, and W. Liu. "A novel multi-objective particle swarm optimization for comprehensible credit scoring". *Soft Computing*, 23:9009-9023, 2019.
- [25] F. Barboza H. Kimura and E. Altman. "Machine learning models and bankruptcy prediction". *Expert Systems with Applications*, 83:405-417, 2017.
- [26] M. T. Joseph, G. Edson, F. Manure, M. Clifford and K. Michael. "Non performing loans in

- commercial banks: a case of CBZ Bank Limited in Zimbabwe ". *Interdisciplinary Journal of Contemporary Research in Business*, 4:467-488, 2012.
- [27] B. N. Ruchjana, A. T. Arianto, K. Parmikanti and B. Suhandi. "Peramalan Konsentrasi Particulate Matter 2.5 (PM2. 5) menggunakan Model Vector Autoregressive dengan Metode Maximum Likelihood Estimation." *KUBIK: Jurnal Publikasi Ilmiah Matematika*, 6: 1-12, 2021.
- [28] C. Rahmadayanti, H. Rabbani and A. A. Rohmawati. "Model Autoregressive dengan Pendekatan Conditional Maximum Likelihood Untuk Prediksi Harga Saham." *KUBIK: Jurnal Publikasi Ilmiah Matematika*, 3: 52-59, 2018.
- [29] M. Mahdi and M. Khaddafi. "The Influence of Gross Profit Margin, Operating Profit Margin and Net Profit Margin on the Stock Price of Consumer Good Industry in the Indonesia Stock Exchange in 2012-2014." *International Journal of Business, Economics, and Social Development*, 1: 153-163, 2020.
- [30] E. S. Hasbullah, E. Rusyaman and A. Kartiwa. "The GARCH Model Volatility of Sharia Stocks Associated Causality with Market Index." *International Journal of Quantitative Research and Modeling*, 1: 18-28, 2020.