

PENERAPAN ALGORITMA LOGISTIC REGRESSION UNTUK KLASIFIKASI RISIKO KREDIT PADA KOPERASI SIMPAN PINJAM

Femulia Arifka Nanda¹, Khurotul Aeni², Nurul Mega Saraswati³

¹²³Program Studi Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Peradaban.

femuliarifkananda@gmail.com, khaeni988@gmail.com, nurul.mega.s@gmail.com

Jl. Raya Pagojengan KM.3, Paguyangan, Kabupaten Brebes, Jawa Tengah 52276

Keywords:

Cooperative, Credit Risk, Classification, Logistic Regression, Accuracy

Abstract

Cooperatives are important organizations or business units in improving the community's economy. The main activity of cooperatives is to provide loans to their members, but in the process of providing loans, cooperatives face several problems, one of which is inadequate debt. Bad debt causes various negative impacts on companies, such as a decline in company profits. These problems can be overcome through a systematic and data-based approach in credit risk classification. Credit risk classification can be performed using the Logistic Regression method. This study aims to determine the accuracy of the Logistic Regression method in credit risk classification. The implementation of the method used in this study consists of several stages: data collection, data preprocessing, data division, model training, testing, and evaluation. The results of the study show that the model built is capable of classifying credit risk with an accuracy rate of 90.91%, precision of 92.86%, recall of 92.86%, and F1-score of 92.86%. This indicates that the Logistic Regression method is effective and accurate for credit risk classification in savings and loan cooperatives.

Kata Kunci:

Koperasi, Risiko Kredit, Klasifikasi, Logistic Regression, Akurasi

Abstrak

Koperasi merupakan organisasi atau unit bisnis yang penting dalam meningkatkan perekonomian masyarakat. Aktivitas utama dari koperasi yaitu pemberian kredit pada anggotanya tetapi dalam proses pemberian kredit tersebut koperasi menghadapi beberapa persoalan yang diantaranya kredit macet. Kredit macet menyebabkan berbagai dampak negatif pada perusahaan seperti menurunnya profitabilitas perusahaan. Permasalahan tersebut dapat diatasi dengan melakukan pendekatan yang sistematis dan berbasis data untuk klasifikasi risiko kredit. Klasifikasi risiko kredit dapat dilakukan dengan menerapkan metode *Logistic Regression*. Penelitian ini bertujuan mengetahui berapa akurasi metode *Logistic Regression* untuk klasifikasi risiko kredit. Penerapan metode yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari beberapa tahap yaitu pengumpulan data, prapemrosesan data, pembagian data, pelatihan model, uji coba dan evaluasi. Hasil penelitian menunjukkan model yang dibangun mampu mengklasifikasikan risiko kredit dengan tingkat akurasi sebesar 90,91%, *presisi* sebesar 92,86%, *recall* sebesar 92,86%, dan *F1-Score* sebesar 92,86%. Hal ini menunjukkan metode *Logistic Regression* efektif dan akurat untuk klasifikasi risiko kredit pada koperasi simpan pinjam.

I. Pendahuluan

Koperasi merupakan lembaga ekonomi kerakyatan yang berperan penting dalam meningkatkan kesejahteraan masyarakat, khususnya dalam membantu pemenuhan kebutuhan keuangan anggotanya [1]. Berdasarkan Undang-Undang Nomor 25 Tahun 1992, koperasi bertujuan meningkatkan kesejahteraan anggota melalui kerja sama ekonomi yang berlandaskan asas kekeluargaan dan gotong royong. Namun, dalam praktiknya koperasi menghadapi berbagai tantangan, terutama dalam aktivitas pemberian kredit kepada anggota. Salah satu permasalahan utama yang sering terjadi adalah kredit macet, yaitu kondisi ketika peminjam tidak mampu atau tidak bersedia melunasi kewajibannya sesuai perjanjian [2], yang berpotensi menghambat kinerja dan keberlanjutan koperasi.

Kredit macet menjadi risiko signifikan karena dapat mengganggu arus kas, menurunkan likuiditas, serta berdampak pada profitabilitas koperasi [3]. Faktor penyebabnya meliputi lemahnya analisis kelayakan kredit, kurangnya pengawasan, penyalahgunaan dana pinjaman, serta pengaruh kondisi ekonomi eksternal seperti inflasi dan penurunan pendapatan. Perkembangan teknologi informasi membuka peluang bagi koperasi untuk meningkatkan pengelolaan risiko kredit melalui digitalisasi dan pemanfaatan analisis data. Pendekatan berbasis machine learning memungkinkan koperasi melakukan klasifikasi risiko kredit secara lebih akurat, sehingga keputusan pemberian pinjaman dapat dilakukan secara objektif dan berbasis data.

Salah satu metode yang relevan untuk klasifikasi risiko kredit adalah *Logistic Regression*, yang digunakan untuk memprediksi probabilitas terjadinya kredit macet berdasarkan variabel-variabel kategorikal tertentu [4], [5]. Berbagai penelitian menunjukkan bahwa *Logistic Regression* memiliki tingkat akurasi yang tinggi dan kinerja yang kompetitif dibandingkan algoritma lain seperti CART dan XGBoost [6], [7]. Oleh karena itu, penelitian ini mengusulkan penerapan *Logistic Regression* dalam mengklasifikasikan risiko kredit pada koperasi guna mengidentifikasi anggota berisiko tinggi maupun rendah, sehingga dapat membantu pengambilan keputusan kredit yang lebih tepat, mengurangi risiko kredit macet, serta meningkatkan stabilitas dan keberlanjutan keuangan koperasi.

II. Landasan Teori

1. Koperasi

Koperasi adalah suatu perusahaan yang anggotanya merupakan pelanggan utama dari unit bisnis [11]. Koperasi berkontribusi besar dalam mendorong pertumbuhan ekonomi masyarakat serta meningkatkan kesejahteraan para anggotanya.

2. Kredit Macet Dalam Risiko Kredit

Kredit macet adalah situasi ketika debitur belum membayar jumlah tanggungan yang diperlukan untuk koperasi yang telah disepakati [12]. Beberapa penyebab utama terjadinya kredit macet yaitu menurunnya pendapatan debitur, menurunnya kondisi keuangan suatu usaha, dan pengelolaan keuangan yang kurang baik dari peminjam. Kredit macet merupakan indikator utama pada penelitian ini.

3. *Logistic Regression* Dalam Data Mining

Data Mining merupakan proses untuk mengekstrak pengetahuan dari kumpulan data yang besar dan rumit [13]. *Data mining* memiliki beberapa teknik umum seperti klasifikasi, prediksi, asosiasi, dan deteksi anomali. Salah satu algoritma yang biasa dipakai dalam *data mining* yaitu algoritma *Logistic Regression*. Algoritma *Logistic Regression* merupakan salah satu

teknik pembelajaran yang umum dipakai guna mengatasi permasalahan klasifikasi, serta merupakan teknik analisis prediktif yang didasarkan pada prinsip probabilitas [14]. Algoritma *Logistic Regression* sering dianggap sebagai metode yang simpel dan mudah digunakan, namun tetap efektif dalam melakukan klasifikasi [15]. *Regresi logistik* adalah pendekatan statistik yang digunakan untuk mengkaji keterkaitan antara variabel bebas dan variabel terikat yang berbentuk kategori atau biner, dengan dua kemungkinan hasil yaitu macet dan lancar dalam konteks penelitian ini. Adapun perhitungan algoritma *Logistic Regression* dapat dilihat pada rumus 2.1 dan 2.2.

1. Rumus dasar *Logistic Regression*:

$$z = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n \dots\dots\dots(2.1)$$

Dimana:

β_0 : Intersep (bias)

$\beta_1, \beta_2, \dots \beta_n$: Koefisien regresi

$x_1, x_2, \dots x_n$: Fitur (variabel *input*)

2. Fungsi aktivasi Sigmoid :

$$\rho(y = 1) = \frac{1}{1 + e^{-z}} \dots\dots\dots(2.2)$$

Dimana:

$\rho(y = 1)$: Probabilitas bahwa *output* (label) adalah 1
(positif), diberikan *input* x

e : Bilangan eksponensial (sekitar 2.718)

z : Kombinasi linier dari fitur-fitur

4. *Confusion Matrix*

Metode *Logistic Regression* dievaluasi menggunakan *confusion matrix* dengan metrik evaluasi berupa akurasi, presisi, recall, dan F1-score [16]. *Confusion matrix* digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam mengklasifikasikan data uji ke dalam kelas yang benar berdasarkan perbandingan antara hasil prediksi dan kondisi aktual.

Akurasi digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan keseluruhan model, sedangkan presisi dan recall masing-masing merepresentasikan ketepatan prediksi positif dan kemampuan model dalam mendeteksi kelas positif. F1-score digunakan sebagai ukuran keseimbangan antara presisi dan recall. Perhitungan masing-masing metrik dilakukan menggunakan Persamaan (2.3)–(2.6).

Rumus Akurasi (*Accuracy*):

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \dots\dots\dots(2.3)$$

Rumus Presisi (*Precision*):

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \dots\dots\dots(2.4)$$

Rumus Recall (*Sensitivity / True Positive Rate*):

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \dots\dots\dots(2.5)$$

Rumus F1-Score:

$$F1\ Score = \frac{2.Precision.Recall}{Precision+Recall} \dots\dots\dots(2.6)$$

Dalam confusion matrix, True Positive (TP) dan True Negative (TN) menunjukkan prediksi yang sesuai dengan kondisi aktual, sedangkan False Positive (FP) dan False Negative (FN) menunjukkan kesalahan klasifikasi. Evaluasi ini digunakan untuk menilai performa model Logistic Regression dalam mengklasifikasikan risiko kredit secara komprehensif.

5. *Dataset*

Dataset merupakan sekumpulan data yang diperoleh dari informasi historis dan siap untuk diolah menjadi informasi terkini [17]. *Dataset* berperan sebagai sumber informasi utama yang akan dianalisis dan diolah dalam penelitian ini. *Dataset* terbagi menjadi dua jenis, yaitu *private dataset* yang merupakan kumpulan data dari organisasi atau komunitas yang menjadi objek penelitian, dan *public dataset* yang merupakan data yang bisa diakses melalui repositori publik yang dikelola oleh para peneliti [18].

6. *Flowchart*

Flowchart merupakan urutan tahapan penyelesaian masalah yang digambarkan menggunakan simbol-simbol yang sesuai [19]. Diagram ini menggambarkan rangkaian tahapan yang harus dilaksanakan untuk memecahkan tugas atau mengatasi persoalan yang dibahas dalam penelitian ini. Penggunaan flowchart memberikan manfaat dalam mempermudah pemahaman alur proses bagi pengembang maupun pembaca, serta membantu dalam proses analisis, perancangan, dan dokumentasi sistem secara menyeluruh.

7. *Python*

Python adalah salah satu bahasa pemrograman yang banyak dipakai oleh organisasi bisnis dan pengembang profesional untuk mengembangkan berbagai *aplikasi desktop, web, dan mobile* [21]. Bahasa pemrograman ini dikembangkan oleh Guido van Rossum pada akhir tahun 1980-an dan diluncurkan pertama kali pada tahun 1991. *Python* menyediakan berbagai pustaka dan alat yang sangat berguna untuk analisis data, seperti *Pandas, NumPy, dan Matplotlib* [22].

8. *Visual Studio Code*

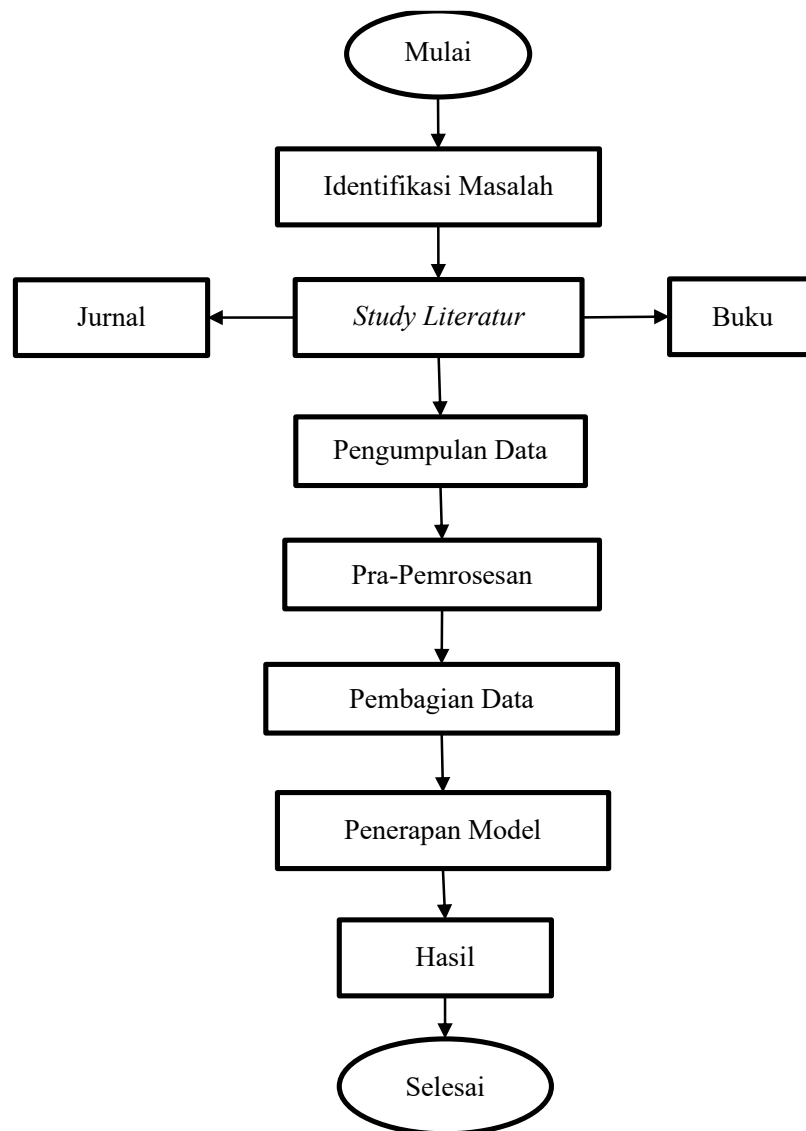
Visual Studio Code merupakan program perangkat lunak yang sangat canggih dapat berjalan di komputer desktop [23]. *Visual Studio Code* dikembangkan oleh *Microsoft*. *Visual Studio Code* rilis pada tahun 2015. *Visual Studio Code* menjadi salah satu editor yang paling banyak digunakan di kalangan pengembang karena ringan, cepat, dan memiliki banyak fitur bermanfaat yang memungkinkan pengembangan perangkat lunak dilakukan secara efisien.

9. *Draw Io*

Draw io adalah situs web dan aplikasi untuk membuat kotak dialog [24]. *Draw.io* dipakai untuk membuat berbagai macam diagram, seperti diagram alir, diagram organisasi, diagram jaringan, dan lain sebagainya.

II Metodologi

Metodologi pada penelitian ini, dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

1. Identifikasi masalah

Proses awal dalam penelitian ini yaitu identifikasi masalah. Permasalahan yang diangkat dalam penelitian ini yaitu tingginya pengajuan peminjaman pada koperasi namun risiko gagal bayar dari anggota juga terbilang tinggi dan koperasi belum optimal dalam menilai nasabah.

2. Study Literatur

Langkah berikutnya dalam penelitian ini adalah melakukan *Studi Literatur* untuk menganalisis dan merangkum referensi yang relevan dengan topik penelitian. Penelitian ini menggali berbagai sumber yang relevan, seperti artikel, buku, dan penelitian sebelumnya, untuk memahami lebih dalam tentang koperasi, tantangan yang dihadapi dalam pemberian kredit, serta bagaimana algoritma *Logistic Regression* dapat digunakan untuk mengklasifikasikan risiko kredit.

3. Pengumpulan Data

Tahap pengumpulan data menjadi langkah awal yang krusial dalam pengembangan sistem klasifikasi risiko kredit dengan algoritma *Logistic Regression*. Data dikumpulkan

secara langsung sebagai data sekunder, mencakup periode Januari 2024 hingga Januari 2025.

4. Pra-Pemrosesan

Tahap pra-pemrosesan data adalah proses pengolahan data agar siap digunakan dalam metode yang akan diterapkan. Proses ini mencakup pembersihan data atau *cleaning* dan pengkodean data atau *encoding*.

5. Pembagian Data

Tahap pembagian data meliputi pemisahan dataset menjadi dua bagian, yaitu data training dan data testing. Data training digunakan untuk melatih model, sementara data testing dipakai untuk menguji kinerja model.

6. Penerapan Model

Tahapan penerapan model merupakan proses menerapkan model pada kasus yang digunakan pada penelitian ini yaitu *Logistic Regression*. Proses penerapan model meliputi pelatihan dan pengujian model.

7. Hasil

Hasil penelitian ini yaitu akurasi algoritma *Logistic Regression* untuk klasifikasi risiko kredit pada koperasi.

IV Hasil dan Pembahasan

1. Pengumpulan Data

penelitian ini menggunakan data yang berasal dari data sekunder yaitu data yang diperoleh secara langsung dari koperasi PRIMKOPABRI. Informasi dan pengetahuan diperoleh dari Bapak Reno selaku kepala koperasi PRIMKOPABRI unit Paguyangan untuk mengetahui informasi mengenai pemberian kredit. Data yang dikumpulkan berasal dari file *Excel* dengan total sebanyak 107. Variabel yang didapatkan ada 9 variabel dan dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Variabel data awal

No	Variabel	Penjelasan
1	Cycle_Akhir	Merupakan variabel yang berisi riwayat pembayaran terakhir dari peminjam
2	Supl_Name	Merupakan variabel yang berisi Suplayer dari barang/objek jaminan dari peminjam
3	Buss_Unit	Merupakan variabel yang berisi objek/barang yang dijadikan jaminan oleh peminjam
4	Pekerjaan	Merupakan variabel yang berisi pekerjaan dari peminjam pada saat meminjam
5	Cust_Ege	Merupakan variabel yang berisi usia dari peminjam saat meminjam
6	Tanggungan	Merupakan Variabel yang berisi tanggungan yang dimiliki peminjam
7	Obj_Dest	Merupakan variabel yang berisi merk objek/barang yang dijadikan jaminan oleh peminjam

No	Variabel	Penjelasan
8	Tahun	Merupakan variabel yang berisi tahun keluaran objek/barang yang dijadikan jaminan oleh peminjam
9	Tenor	Merupakan variabel yang berisi jangka waktu pinjaman

2. Pra-Pemrosesan Data

Pra-pemrosesan data adalah tahap awal yang bertujuan untuk mempersiapkan data mentah agar layak digunakan dalam proses pelatihan model. Pada tahap ini terdapat dua tahap yaitu pembersihan data atau *cleaning* data dan *encoding*.

3. Pembersihan Data

Cleaning data merupakan proses menghapus variabel yang tidak dibutuhkan, dengan hanya menyisakan variabel-variabel yang relevan untuk penelitian ini. Adapun variabel yang dianggap relevan meliputi usia, pekerjaan, tanggungan, tenor, dan status kelancaran. Pemilihan variabel tersebut berdasarkan pengaruh setiap variabel terhadap penelitian mengenai risiko kredit. Pengaruh setiap variabel yang dipilih untuk penelitian dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2 Variabel yang digunakan

Variabel	Penjelasan
Pekerjaan	Merupakan landasan dari gambaran besar kecilnya pendapatan peminjam yang dapat memengaruhi risiko kredit
Usia	Merupakan usia dari peminjam dimana ketika usia bertambah maka kemungkinan gagal bayarnya lebih tinggi
Tanggungan	Merupakan tanggungan yang dimiliki peminjam dimana ketika tanggungan yang dimiliki peminjam itu banyak maka kemungkinan gagal bayar juga tinggi
Tenor	Merupakan jangka waktu yang diambil oleh peminjam
Lancar	Merupakan variabel target yaitu lancar dan tidak lancar

Berdasarkan hasil pemilihan variabel, diperoleh data yang telah siap digunakan, yakni data yang telah disaring dari variabel-variabel yang tidak relevan dengan penelitian. Data yang sudah dibersihkan dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Pembersihan Data

No	Pekerjaan	Usia	Tanggungan	Tenor	Lancar
1	Sopir	31	3	22	1
2	Pedagang	39	2	35	1
3	Sopir	38	3	35	0
4	Jasa	28	6	34	0
5	Petani	48	2	29	1
...	...	...	...	...	...
103	Perangkat Desa	36	4	47	0
104	Pedagang	41	2	35	0
105	Guru/Pendidikan	28	2	35	0
106	Pedagang	53	5	12	0
107	Pedagang	53	2	12	0

4. Encoding

Encoding pada penelitian ini hanya pada variabel pekerjaan saja karena masih berbentuk kategorikal diubah menjadi numerik. *Encoding* data pekerjaan dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. *Encoding* Variabel Pekerjaan

Index	Label
0	Buruh/PRT
1	Dokter/Bidan/Mantri
2	Guru/Pendidikan
3	Ibu Rumah Tangga
4	Jasa
5	Ojek Motor
6	Pedagang
7	Pegawai Swasta
8	Pensiunan
9	Perangkat Desa
10	Petani
11	Peternak
12	Sopir

5. Pembagian Data

Data dalam penelitian ini dibagi menjadi dua bagian, yakni data training dan data testing, dengan rasio pembagian 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian. Data menggunakan

perbandingan 80:20 karena agar model memiliki cukup data untuk belajar dan memiliki data yang tidak terlalu sedikit untuk diuji sehingga hasil evaluasi model lebih akurat. Penelitian ini menggunakan total 107 data, yang terbagi menjadi 85 data untuk pelatihan dan 22 data untuk pengujian.

6. Penerapan Model

Penerapan model disini yaitu menerapkan model dengan mengikuti metode *Logistic Regression* dan pengolahan data yang telah didapatkan. Penerapan model penelitian ini meliputi pelatihan model dan pengujian model.

1) Pelatihan Model

Model *Logistic Regression* dilatih menggunakan 80% data dari keseluruhan data yang berjumlah 107 yaitu berjumlah 85 data.

2) Pengujian Model

Model *Logistic Regression* diuji menggunakan 22 data uji yang telah dipisahkan dari data latih, untuk menilai kinerja model terhadap data baru yang sebelumnya tidak dikenal. Hasil *Confusion Matrix* algoritma *Logistic Regression* untuk klasifikasi risiko kredit dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. *Confusion Matrix*

		Prediksi	
		0	1
Aktual	0	7	1
	1	1	13

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} = \frac{13+7}{13+7+1+1} = \frac{20}{22} = 0.9091 \text{ (90.91\%)}$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} = \frac{13}{13+1} = \frac{13}{14} = 0.9286 \text{ (92.86\%)}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} = \frac{13}{13+1} = \frac{13}{14} = 0.9286 \text{ (92.86\%)}$$

$$F1 \text{ Score} = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision+Recall} = \frac{2 \times 0.9286 \times 0.9286}{0.9286 + 0.9286} = \frac{2 \times 0.8623}{1.8572} = 0.9286 \text{ (92.86\%)}$$

7. Hasil

Hasil penerapan algoritma *Logistic Regression* menggunakan *Confusion Matrix* memperoleh akurasi sebesar 90,91% yang menunjukkan bahwa mayoritas dari hasil prediksi yang dilakukan oleh model *Logistic Regression* sudah sesuai dengan nilai aktualnya. *Presisi* dari model sebesar 92,86 mengartikan bahwa model dapat memprediksi dengan benar data positif. *Recall* model sebesar 92,86% ini mengartikan bahwa model cukup konsisten dalam mengenali data yang termasuk kedalam data positif. *F1-Score* sebesar 92,86% yang mengartikan bahwa model memiliki keseimbangan yang baik antara *presisi* dan *recall*.

V Kesimpulan dan Saran

1. Kesimpulan

Model *Logistic Regression* terbukti efektif dalam mengklasifikasikan risiko kredit pada koperasi simpan pinjam. *Logistic Regression* menghasilkan akurasi 90,91%, *recall* 92,86%, *presisi* 92,86%, dan *F-Score* 92,86. Tingginya nilai-nilai evaluasi tersebut menunjukkan

bahwa model ini tidak hanya akurat dalam memprediksi status kredit, tetapi juga konsisten dalam mengenali calon peminjam yang berpotensi gagal bayar maupun yang berisiko rendah. Selain keunggulan dari segi performa, *Logistic Regression* juga memiliki kelebihan dalam hal interpretabilitas model. Hal ini memungkinkan pengelola koperasi untuk memahami bagaimana masing-masing variabel atau faktor, seperti pendapatan, jumlah pinjaman, riwayat pembayaran, dan lama keanggotaan, memengaruhi kemungkinan terjadinya gagal bayar. Informasi ini mendukung dalam proses pengambilan keputusan kredit yang lebih bijak, objektif, dan berbasis data.

2. Saran

Penelitian selanjutnya disarankan untuk melakukan perbaikan dan pengembangan penelitian sebagai berikut:

1. Membuat sistem dalam versi android.
2. Menggunakan SMOTE (*Synthetic Minority Over-sampling Technique*) untuk menangani masalah ketidakseimbangan kelas agar model dapat lebih baik dalam mendeteksi risiko tinggi.
3. Menambahkan jumlah data agar lebih banyak lagi.

Referensi

- [1] W. Habibulloh and S. Topiq, "Klasifikasi Kelayakan Kredit Menggunakan Algoritma Naive Bayes Pada KSP Mekar Jaya Maleber," *J. Responsif Ris. Sains dan Inform.*, vol. 3, no. 1, pp. 92–99, 2021, doi: 10.51977/jti.v3i1.440.
- [2] N. K. A. Suarpuurningsih, N. W. Utami, and N. M. Estiyanti, "Klasifikasi Penentuan Kelayakan Pemberian Kredit Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier (Studi Kasus: Koperasi Simpan Pinjam Simpenan Artha Segara)," *J. Sains Komput. Inform.*, vol. 6, no. 1, pp. 391–404, 2022, [Online]. Available: <https://voi.stmik-tasikmalaya.ac.id/index.php/voi/article/view/226>
- [3] K. B. Abdianto and N. L. P. S. Purnama, "The Effect of Credit Risk and Liquidity Risk on the Profitability of Banking Listed on the Indonesian Stock Exchange (IDX) 2019-2022," *J. Ekon. dan Hum.*, vol. 3, no. 3, pp. 49–52, 2024.
- [4] R. Adna and B. H. Hayadi, "Definisi dan Perbedaan antara Klasifikasi dan Klasterisasi," *J. Pendidik. dan Pembelajaran Mat. Indones.*, vol. X, no. X, pp. 1–5, 2021.
- [5] R. Hadianitini and A. N. Retnowati, "Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Risiko Gagal Bayar Debitur pada Lembaga Keuangan Mikro Menggunakan Regresi Logistik dan Ant Coloni Optimization (ACO)," *KUBIK J. Publ. Ilm. Mat.*, vol. 7, no. 1, pp. 49–60, 2022, doi: 10.15575/kubik.v7i1.13836.
- [6] D. P. Marbun, M. Hakimah, and W. M. Rahmawati, "Klasifikasi Kelayakan Pinjaman Nasabah Koperasi Simpan Pinjam Menggunakan Metode Regresi Logistik Biner," *Semin. Nas. Tek. Elektro, Sist. Informasi, dan Tek. Inform.*, no. x, pp. 415–420, 2022, [Online]. Available: <http://ejournal.itats.ac.id/snestik/article/view/2810%0Ahttp://ejournal.itats.ac.id/snestik/article/download/2810/2320>
- [7] D. P. Antika, M. Fatekurohman, and I. M. Tirta, "Banking Credit Risk Analysis with Naive Bayes Approach and Cox Proportional Hazard," *Int. J. Adv. Eng. Res. Sci.*, vol. 9, no. 8, pp. 365–370, 2022, doi: 10.22161/ijaers.98.41.
- [8] M. Ulfah, T. H. Saragih, D. Kartini, M. I. Mazdadi, and F. Abadi, "Penerapan

MWMOTE untuk Mengatasi Ketidakseimbangan Kelas pada Klasifikasi Risiko Kredit," *JIP (Juernal Inform. Polinema)*, vol. 9, pp. 477–486, 2023.

- [9] S. A. Rizky, R. Yesputra, and S. Santoso, "Prediksi Kelancaran Pembayaran Cicilan Calon Debitur Dengan Metode K-Nearest Neighbor," *JURTEKSI (Jurnal Teknol. dan Sist. Informasi)*, vol. 7, no. 2, pp. 195–202, 2021, doi: 10.33330/jurteksi.v7i2.1078.
- [10] S. Syafudin, R. A. Nugraha, K. Handayani, W. Gata, and S. Linawati, "Prediksi Status Pinjaman Bank dengan Deep Learning Neural Network (DNN)," *J. Tek. Komput. AMIK BSI*, vol. 7, no. 2, pp. 174–180, 2021, doi: 10.31294/jtk.v4i2.
- [11] D. M. B. Sitorus, T. Syaputra, and M. Hutasuhut, "Penerapan Data Mining Pola Penjualan Barang Pada Koperasi Dengan Menggunakan Metode Algoritma FP-Growth," *J. Sist. Inf. Tgd*, vol. 3, no. 2, pp. 101–110, 2024, [Online]. Available: <https://ojs.trigunadharma.ac.id/index.php/jsi>
- [12] A. R. . Telaumbanua, S. H. Fau, and A. S. Gohae, "Analisis Faktor-Faktor Penyebab Kredit Macet Pada CU. Faomasi Kecamatan Telukdalam Kabupaten Nias Selatan," *Balanc. J. Ris. Akunt. dan Bisnis*, vol. 5, no. 2, pp. 33–44, 2022, [Online]. Available: <https://jurnal.uniraya.ac.id/index.php/balance/article/view/526%0Ahttps://jurnal.uniraya.ac.id/index.php/balance/article/download/526/448>
- [13] C. Armayani, A. Fauzi, and H. Sembiring, "Implementasi Data Mining Pengelompokan Jumlah Data Produktivitas Ubinan Tanaman Pangan Berdasarkan Jenis Ubinan Dengan Metode Clustering Dikab Langkat (Studi Kasus : Badan Pusat Statistik Langkat)," *J. Inform. Kaputama*, vol. 5, no. 1, pp. 185–196, 2021, doi: 10.59697/jik.v5i1.318.
- [14] Erlin, Yulvia Nora Marlim, Junadhi, Laili Suryati, and Nova Agustina, "Deteksi Dini Penyakit Diabetes Menggunakan Machine Learning dengan Algoritma Logistic Regression," *J. Nas. Tek. Elektro dan Teknol. Inf.*, vol. 11, no. 2, pp. 88–96, 2022, doi: 10.22146/jnteti.v11i2.3586.
- [15] D. Armiaady, "Analisis Algoritma Logistic Regression Dan Support Vector Machine Pada Kasus Klasifikasi Citra Hewan Rawa Dengan Dataset Yang Tidak Seimbang," *J. Data Sci. Indones.*, vol. 4, no. 1, pp. 69–77, 2024.
- [16] Dewi Nasien *et al.*, "Perbandingan Implementasi Machine Learning Menggunakan Metode KNN, Naive Bayes, dan Logistik Regression Untuk Mengklasifikasi Penyakit Diabetes," *JEKIN - J. Tek. Inform.*, vol. 4, no. 1, pp. 10–17, 2024, doi: 10.58794/jekin.v4i1.640.
- [17] D. Hidayati, Yahya, and M. A. J. Hidayat, "Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma K-Means untuk Pengelompokkan Obat di Puskesmas Kerongkong Kecamatan Suralaga," *Print. J. Pengemb. Rekayasa Inform. dan Komput.*, vol. 2, no. 2, pp. 349–365, 2023.
- [18] B. Y. Putra, F. Y. Azzahra, and I. A. Erlanda, "Klasterisasi Pengunjung Mall Menggunakan Algoritma K-Means Berdasarkan Pendapatan Dan Pengeluaran," *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 11, no. 3s1, 2023, doi: 10.23960/jitet.v11i3s1.3392.
- [19] N. Khesya, "Mengenal Flowchart dan Pseudocode dalam Algoritma dan Pemrograman," 2021, doi: 10.32388/tf77dy.
- [20] A. Zalukhu, P. Swingly, and D. Darma, "Perangkat Lunak Aplikasi Pembelajaran Flowchart," *J. Teknol. Inf. dan Ind.*, vol. 4, no. 1, pp. 61–70, 2023, [Online]. Available: <https://ejurnal.istp.ac.id/index.php/jtii/article/view/351>

- [21] R. Nazar, "Implementasi Pemrograman Python Menggunakan Google Colab," *J. Inform. dan Komput.*, vol. 15, no. 1, pp. 50–56, 2024.
- [22] Kairos Abinaya Susanto *et al.*, "Implementasi Bahasa Python Dalam Menganalisis Pengaruh Rokok Terhadap Risiko Pasien Terkena Penyakit Stroke," *J. Publ. Tek. Inform.*, vol. 2, no. 2, pp. 48–58, 2023, doi: 10.55606/jupti.v2i2.1722.
- [23] Amar Nanda Syarif, N. Pambudiyatno, W. Utomo, J. I. Jemur Andayani No, and K. Siwalankerto Kec Wonocolo, "Rancangan Sistem Presensi Dan Rekapitulasi Jurnal Kegiatan Ojt Menggunakan Visual Studio Code Berbasis Web Di Airnav Cabang Matsc," *Pros. Semin. Nas. Inov. Teknol. Penerbangan Tahun*, p. 2023, 2023.
- [24] H. Ranuwinata and L. Suryadi, "Penerapan Metode Topsis Untuk Pemberian Beasiswa Murid Tahfidz Pada SDIT Stabit Keis," *Semin. Nas. Mhs. Fak. Teknol. Inf. Jakarta-Indonesia*, vol. 1, no. 1, pp. 1370–1378, 2022, [Online]. Available: <https://senafiti.budiluhur.ac.id/index.php/>