



Available online at : <http://bit.ly/InfoTekJar>

InfoTekJar : Jurnal Nasional Informatika dan Teknologi Jaringan

ISSN (Print) 2540-7597 | ISSN (Online) 2540-7600



Klasifikasi Data Mining Dalam Menentukan Pemberian Pinjaman Berbasis Arisan Online

Jane Indah Pratiwi, Dwiarti Rahma Utami, Ultach Enri

Universitas Singaperbangsa Karawang, Karawang, 41361, Indonesia

KEYWORDS

Data mining, Klasifikasi, Pinjaman online, C4.5, Kredit

CORRESPONDENCE

Phone: +(62) 851-6172-0101

E-mail: jane.indah18063@student.unsika.ac.id

ABSTRACT

Arisan JIP yang berada di bawah naungan PT. Solusi Pertiwi Indonesia adalah sebuah bisnis pinjaman online berbasis arisan yang berjalan sejak 2020 hingga sekarang dengan kegiatan berupa simpanan dan pinjaman. Usaha bisnis arisan online sejenis termasuk arisan JIP pernah dan hampir mengalami pailit karena banyaknya nasabah yang mendapat pinjaman lebih dulu terkena kredit macet dan ikut menghambat nasabah lain. Tujuan dari penelitian ini untuk membantu menentukan klasifikasi nasabah yang layak mendapat pinjaman lebih dulu sehingga kedepannya, hanya nasabah dengan klasifikasi tertentu yang bisa mendapat pinjaman. Penelitian menggunakan algoritma C4.5 dengan hasil nilai akurasi sebesar 80% dan AUC sebesar 0,917 yang tergolong klasifikasi sangat baik. Penelitian ini juga menghasilkan *decision tree* yang dapat menghasilkan *rule* yang dapat digunakan dalam klasifikasi penentuan layak nasabah.

INTRODUCTION

Bisnis pinjaman *online* semakin marak semenjak pandemi akibat virus corona masuk ke Indonesia, pinjaman online menawarkan sejumlah dana yang dapat dipinjam dengan cepat, persyaratan yang mudah dengan jaminan yang mudah pula. Bisnis pinjaman *online* semakin sering terdengar semenjak Satgas Waspada Investasi menutup 116 pinjaman online ilegal yang beroperasi melalui aplikasi internet. Namun, tidak semua bisnis pinjaman online adalah ilegal, salah satu bisnis pinjaman online berbasis arisan online seperti Arisan JIP adalah sebuah bisnis arisan online yang sudah memiliki badan usaha terdaftar dengan nama PT. Solusi Pertiwi Indonesia dengan dilindungi hukum karena semua persyaratan peminjaman terdaftar diatas materai.

Dalam berbisnis online terutama bisnis usaha arisan online sering sekali terjadi masalah pailit yang merugikan nasabah maupun instansi. Terjadinya pailit yang biasanya diakibatkan oleh beberapa kasus seperti nasabah yang kabur, admin yang tidak bertanggung jawab dan ada juga pemilik instansi arisan online yang membawa kabur sejumlah dana nasabahnya. Dalam kasus yang dialami PT. Solusi Pertiwi Indonesia, instansi tersebut telah mengalami kerugian mencapai 92 juta hingga menyebabkan instansi terkena pailit. Penyebab pailitnya dunia bisnis arisan

online yang sering terjadi karena banyaknya tunggakan dari nasabah yang mengikuti beberapa slot pinjaman sekaligus namun tidak dapat membayar iuran pinjaman setelah mendapat dana pinjaman hingga menyebabkan sebuah usaha arisan *online* menjadi runtuh karena hal tersebut sering terjadi. Analisis terhadap data kredit juga sangat diperlukan agar meminimalisir risiko nasabah yang sering telat membayar iuran, penyebab terjadinya kredit macet sebuah instansi atau perusahaan bisa disebabkan oleh kurang cermatnya perusahaan maupun instansi tersebut dalam hal pemberian kredit kepada nasabah. *Problem* seperti ini dapat dihindari dengan mengidentifikasi, mengklasifikasi serta memprediksi nasabah dengan baik sebelum memberikan pinjaman kepada nasabah.

Banyaknya nasabah yang menunda pembayaran pinjaman bahkan setelah jatuh tempo terakhir berakhir sering sekali terjadi. Banyaknya nasabah yang ingin mencari pinjaman cepat menyebabkan masalah pinjaman (macet), kredit macet memperlambat pengangsuran bagi para peminjam sehingga akan dikenakan denda berjalan. Salah satu penyebab kredit macet adalah kurang tepatnya bagi instansi pinjam dana dalam menentukan siapa yang layak mendapat pinjaman lebih dahulu atau dalam istilah arisan online disebut slot atas. Dari permasalahan tersebut, diperlukan sebuah metode untuk menganalisis data yang akurat untuk menentukan siapa yang layak mendapat pinjaman dana. Tujuan dari analisis klasifikasi

data mining ini adalah untuk menghasilkan klasifikasi untuk menentukan kategori nasabah mana yang layak atau tidak layak untuk mengajukan pinjaman berikutnya.

Pengajuan pinjaman dana secara *online* sekarang sangat begitu mudah, hal ini dikarenakan pengajuan pinjaman bisa dilakukan semua orang selama memenuhi beberapa syarat tertentu, bahkan hanya bermodal KTP dan KK nasabah sudah bisa mendapatkan pinjaman. Kredit adalah penyediaan uang berdasarkan pinjaman meminjam yang mewajibkan pihak peminjam melunasi hutangnya dalam jangka waktu tertentu dengan penambahan bunga [1]. Penelitian yang dilakukan ini menggunakan algoritma C4.5 untuk memprediksi dan mengklasifikasi nasabah mana saja yang kira-kira nantinya akan bermasalah dan tidak bermasalah, sehingga nantinya instansi dapat memberi *early warning* kepada kategori nasabah yang nantinya kira-kira akan bermasalah di masa depan sehingga kredit macet pada nasabah bisa dihindari serta diharapkan dapat meningkatkan dalam hal analisa kelayakan kredit.

RELATED RESEARCH

Penelitian ini didasarkan oleh beberapa penelitian terdahulu seperti penelitian Nandang dan Nia (2016) yang melakukan kajian penerapan metode klasifikasi untuk memprediksi kredit di Bank Mayapada menggunakan algoritma C4.5 dengan menganalisa atribut faktor usaha sebagai parameter untuk kelayakan pemberian kredit [2]. Penelitian lain oleh Lestari, dkk (2021) menggunakan data mining dalam menganalisa risiko kredit macet yang bertujuan untuk mempermudah tugas kredit analis dalam meminimalisir kesalahan penilaian terhadap calon nasabah Koperasi Putra Kembar menggunakan algoritma C4.5. [3]. Penelitian Ardi dan Lafau (2021) juga menggunakan Data mining C4.5 dalam memprediksi pembayaran kredit macet atau lancar pada Muamalat dengan dilakukannya klasifikasi pada data nasabah yang mengajukan kredit di Muamalat Payakumbuh [4]. Penelitian lain oleh Wajhillah, dkk (2019) menganalisis kelayakan kredit pada Koperasi di Bantul dengan menggunakan algoritma klasifikasi KNN untuk mengurangi risiko kredit bermasalah [1].

METHOD

Data mining merupakan sebuah proses kegiatan dimana menggunakan teknik statistik, matematika, kecerdasan buatan, dan *machine learning* untuk mengekstraksi dan mengidentifikasi informasi yang bermanfaat dan pengetahuan yang terkait dari berbagai basis data yang besar [5]. Dalam penelitian ini, peneliti menggunakan metode klasifikasi. Klasifikasi merupakan suatu proses mencari suatu himpunan yang dapat mendeskripsikan dan membedakan kelas-kelas data atau konsep dengan tujuan dapat menggunakan model tersebut untuk memprediksi kelas dari suatu objek yang mana kelasnya belum diketahui [6].

Dalam melakukan penelitian ini menggunakan *Data mining* dengan metode klasifikasi dengan teknik penggunaan algoritma C4.5.

Salah satu dari sekian algoritma yang dapat digunakan untuk menciptakan *decision tree* adalah algoritma C4.5. Secara umum

algoritma C4.5 untuk membangun *decision tree* adalah sebagai berikut :

- pilih atribut sebagai akar
- buat cabang untuk tiap-tiap nilai
- bagi kasus dalam cabang
- ulangi proses untuk setiap cabang sampai semua kasus pada cabang memiliki kelas yang sama [7].

Split Data merupakan tahap pembagian data menjadi *data training* dan *data testing*. Umumnya split data menggunakan rasio pembagian 7:3, 8:2 dan 9:1 [8]. Split data di ilustrasikan seperti yang tercantum di table 1.

Table 1. Ilustrasi split data

Dataset	
Data training	Data testing
90%	10%

Pembagian data 9:1 dipilih karena menghasilkan nilai akurasi dan AUC tertinggi dibandingkan dengan pembagian data yang lain, selain itu pembagian data 9:1 dipilih berdasarkan referensi dari hasil penelitian Nia dalam mengklasifikasikan potensi nasabah membuat deposito dimana pembagian 9:1 menghasilkan hasil akurasi tertinggi [9].

Akurasi adalah hasil persentase ketepatan dari *record* data yang diklasifikasikan setelah dilakukan pengujian pada hasil klasifikasi [10]. Perhitungan dari nilai akurasi menggunakan rumus sebagai berikut :

$$\text{“Accuracy} = \frac{TP+TN}{\text{Jumlah dataset}}\text{” dan error menggunakan rumus :}$$

$$\text{“Error} = \frac{FP+FN}{\text{Jumlah dataset}}\text{” [11].}$$

True Positive (TP) merupakan kasus di mana nilai prediksi (positif) dan (true). *True Negative* (TN) merupakan kasus di mana hasil prediksi (negatif) dan (true). *False Positive* (FP) merupakan kasus di mana hasil prediksi (positif) dan (false). *False Negative* merupakan kasus di mana hasil prediksi (negatif) dan (true) [12].

Performance AUC dapat diukur dengan mengklasifikasikan hasil akurasi menjadi lima kelompok yaitu [13]:

- 0,90 – 1,00 = *Excellent Classification*
- 0,80 – 0,90 = *Good Classification*
- 0,70 – 0,80 = *Fair Classification*
- 0,60 – 0,70 = *Poor Classification*
- 0,50 – 0,60 = *Failure Classification*

Sensitivitas dan Spesifisitas menggunakan rumus sebagai berikut:

$$\text{“Sensitivitas} = \frac{TP}{TP+FN}\text{”}$$

$$\text{“Spesifisitas} = \frac{TN}{TF+TN}\text{” [14].}$$

Metodologi sebuah penelitian adalah sebuah cara bagaimana sebuah penelitian itu dilakukan yang berisi prosedur yang dipakai peneliti dalam melakukan penelitian. Metodologi yang dipilih dalam penelitian ini adalah *Cross industry standard process for data mining (CRISP-DM)*, sebuah metodologi dalam data mining yang menggunakan 6 fase dalam tahapannya dimulai dari *Business understanding*, *Data understanding*, *Data preparation*, *Modeling*, *Evaluation* dan yang terakhir adalah fase *deployment*.

Cross industry standard process for data mining (CRISP-DM) merupakan sebuah metode standar atau *framework* untuk menerjemahkan masalah bisnis ke dalam tugas *data mining* dan melakukan proyek *data mining* dari area aplikasi dan teknologi yang digunakan. CRISP-DM adalah implementasi berorientasi industri yang secara luas diadopsi dari *Knowledge Discovery (KD)*. CRISP-DM memiliki enam fase sebagai berikut [15] :

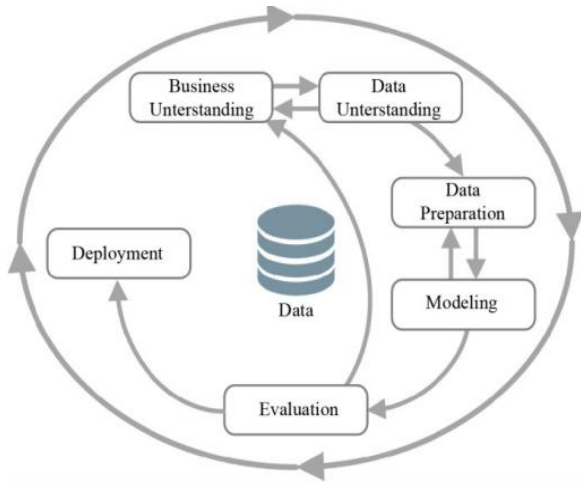


Figure 1. Alur proses CRISP-DM

Enam fase dalam CRISP-DM tersebut yang dimaksud adalah sebagai berikut :

Business Understanding

Fase pertama ini berfokus pada memahami masalah yang terjadi yaitu banyaknya nasabah dengan status kredit macet yang masih banyak mengajukan pinjaman, serta di fase ini, penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasi kelayakan nasabah pinjaman arisan JIP sehingga nantinya instansi Arisan JIP maupun instansi lain yang sejenis tidak mengalami pailit akibat banyaknya nasabah yang memiliki status kredit tidak baik.

Data Understanding

Di fase berikutnya ini, penelitian mengambil data yang didapatkan dari PT. Solusi Pertiwi Indonesia yaitu data nasabah kredit tahun 2020-2021 dengan total 110 records dengan 10 atribut awal yaitu nama nasabah, penanggung jawab, pekerjaan, umur, jumlah kloter pinjaman, besaran pinjaman, keterangan jatuh tempo 1,2,3 dan lama pinjaman(dalam minggu) seperti di Table 1.

Table 1. Ilustrasi dataset awal Arisan JIP

Nama	Penanggung jawab	Pekerjaan	Umur	jumlah kloter
Nasabah 1	Orang tua	Mahasiswa	21	1
Nasabah 2	Kakak	Mahasiswa	20	1
Nasabah 3	Pacar	Mahasiswa	21	1
...

Jumlah pinjaman	Kategori slot	JT 1	JT2	JT3	Lama pinjaman

4jt	Awal	lanca r	lanca r	lanca r	12
3jt	Tengah	mace t	mace t	mace t	8
10jt	Akhir	mace t	mace t	mace t	52
...

Data Preparation

Di fase ini data yang terdiri dari 110 records dan 10 atribut di seleksi untuk menghasilkan data yang hanya dibutuhkan dalam tahap pemrosesan tahapan berikutnya yaitu :

1. *Data Cleaning* dimana dilakukannya penghapusan data yang sama dan menghapus data dengan atribut yang tidak lengkap. Dari 110 data awal nasabah, terdapat 10 data nasabah yang tidak lengkap atau disebut missing value sehingga dilakukan penghapusan data.
2. *Data Reduction* dimana dari 11 atribut hanya 9 atribut yang digunakan nama nasabah, pekerjaan, umur, jumlah pinjaman, kategori slot, Jatuh tempo pembayaran 1,2,3 dan Lama pinjaman yang digunakan.
3. *Data Transformation* dimana dari 9 atribut yang sudah di reduksi, 6 atribut di antaranya ditransformasikan. Di tahap ini atribut umur yang sebelumnya masih berupa numerik diubah menjadi kategori usia yang sudah diklasifikasikan menurut kategori kelompok usia menurut BAPPENAS. Kemudian, jumlah pinjaman yang sebelumnya numerik diubah menjadi jenis pinjaman yang diklasifikasikan kategorinya menurut PT. Solusi Pertiwi Indonesia dan yang terakhir keterangan pembayaran jatuh tempo sebanyak 3x bayar juga di ubah menjadi kolektibility yang diilustrasikan di table 2 dan table 3.

Table 2. Ilustrasi perubahan atribut

Atribut sebelumnya	Tipe data	Atribut yang sudah di ubah	Tipe data
Umur	Numerik	Kategori usia	Polinomial
Jumlah pinjaman	Numerik	Jenis pinjaman	Polinomial
Lama pinjaman	Numerik	Jangka waktu	Polinomial
Jatuh tempo 1,2,3	Binomial	Kolektibility	Binomial

Dari semua atribut tersebut kemudian yang digunakan hanya atribut nama, pekerjaan, kategori usia, jumlah pinjaman, kategori slot pinjaman, Jangka waktu dan kolektibility.

Table 3. Ilustrasi dataset yang sudah di ubah atributnya

Nasabah	Pekerjaan	Kategori usia	jenis pinjaman	Kategori slot	Jangka waktu	Kolektibilitas
Nasabah 1	mahasiswa	Usia muda	kecil	awal	Pendek	lancar
Nasabah 2	mahasiswa	Usia muda	kecil	tengah	Pendek	macet
Nasabah 3	mahasiswa	Usia muda	Besar	akhir	Panjang	macet

Modeling

Pada fase ini data yang sudah dilakukan segala persiapan di tahap sebelumnya dilakukan permodelan yaitu dengan menggunakan algoritma klasifikasi data mining yaitu C4.5 dengan menggunakan bantuan tools data mining yaitu Rapidminer Studio. Pada fase ini pula, proses klasifikasi data menggunakan Split data dengan perbandingan 9:1 yang artinya 90% data training dan 10% data testing dengan tipe sampling yang digunakan adalah stratified sampling. Setelah fase ini, ada tahap evaluasi dimana Evaluasi dan validasi hasil menghasilkan accuracy, precision, sensitivity dan specificity [16].

RESULTS AND DISCUSSION

Penelitian ini menggunakan bantuan tools data mining yaitu RapidMiner Studio. Penelitian ini menggunakan metodologi CRISP-DM dengan metode data mining klasifikasi dengan menggunakan teknik algoritma decision tree atau C4.5. Hasil penelitian yang di dapat dengan RapidMiner studio menghasilkan nilai accuracy, precision, recall, AUC sebagai berikut :

a. Accuracy

accuracy: 80.00%

	true lancar	true macet	class precision
pred. lancar	4	0	100.00%
pred. macet	2	4	66.67%
class recall	66.67%	100.00%	

Figure 2. Tabel Accuracy

b. Precision

precision: 66.67% (positive class: macet)

	true lancar	true macet	class precision
pred. lancar	4	0	100.00%
pred. macet	2	4	66.67%
class recall	66.67%	100.00%	

Figure 3. Tabel Precision

c. Recall

recall: 100.00% (positive class: macet)

	true lancar	true macet	class precision
pred. lancar	4	0	100.00%
pred. macet	2	4	66.67%
class recall	66.67%	100.00%	

Figure 4. Tabel Recall

d. AUC

AUC: 0.917 (positive class: macet)

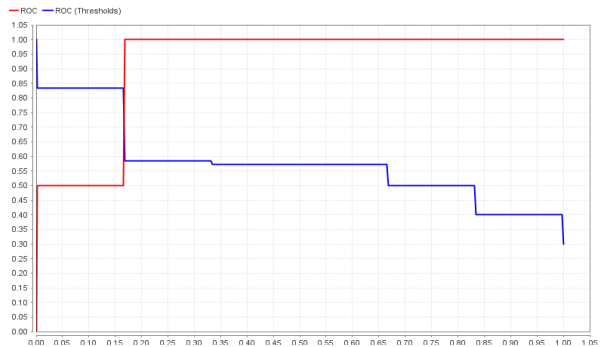


Figure 5. Grafik AUC

Nilai AUC yang dihasilkan oleh algoritma C4.5 sebesar 0,917 dimana kategori ini tergolong excellent classification atau bisa dikatakan hasil klasifikasi dalam penelitian ini tergolong sangat baik.

PerformanceVector

```

PerformanceVector:
accuracy: 80.00%
ConfusionMatrix:
True: lancar macet
lancar: 4 0
macet: 2 4
precision: 66.67% (positive class: macet)
ConfusionMatrix:
True: lancar macet
lancar: 4 0
macet: 2 4
recall: 100.00% (positive class: macet)
ConfusionMatrix:
True: lancar macet
lancar: 4 0
macet: 2 4
AUC (optimistic): 0.917 (positive class: macet)
AUC: 0.917 (positive class: macet)
AUC (pessimistic): 0.917 (positive class: macet)
    
```

Figure 6. Hasil performance vector

Hasil evaluasi lain yaitu terciptanya decision tree sebagai berikut :

Decision Tree

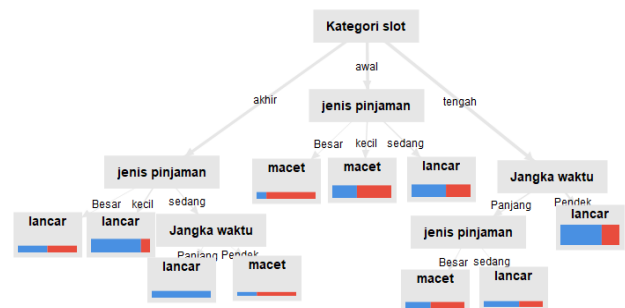


Figure 7. Decision Tree

Tree

```
Kategori slot = akhir
| jenis pinjaman = Besar: lancar {lancar=3, macet=3}
| jenis pinjaman = kecil: lancar {lancar=11, macet=2}
| jenis pinjaman = sedang
| | Jangka waktu = Panjang: lancar {lancar=6, macet=0}
| | Jangka waktu = Pendek: macet {lancar=1, macet=2}
Kategori slot = awal
| jenis pinjaman = Besar: macet {lancar=1, macet=5}
| jenis pinjaman = kecil: macet {lancar=5, macet=7}
| jenis pinjaman = sedang: lancar {lancar=7, macet=5}
Kategori slot = tengah
| Jangka waktu = Panjang
| | jenis pinjaman = Besar: macet {lancar=3, macet=4}
| | jenis pinjaman = sedang: lancar {lancar=3, macet=2}
| Jangka waktu = Pendek: lancar {lancar=14, macet=6}
```

Figure 8. Deskripsi *decision tree*

Berdasarkan *decision tree* dari algoritma C4.5 tersebut di convert menjadi sebuah *rule* dalam bentuk *rule IF-THEN* sebagai berikut:

- IF(Kategori slot=awal) AND (jenis pinjaman=kecil) THEN Label is macet
- IF(Kategori slot=awal) AND (jenis pinjaman=sedang) THEN Label is lancar
- IF(Kategori slot=awal) AND (jenis pinjaman=besar) THEN Label is macet
- IF(Kategori slot=tengah) AND (Jangka waktu=panjang) AND (jenis pinjaman=sedang) THEN Label is lancar
- IF(Kategori slot=tengah) AND (Jangka waktu=panjang) AND (jenis pinjaman=besar) THEN Label is macet
- IF(Kategori slot=tengah) AND (Jangka waktu=pendek) THEN Label is lancar
- IF(Kategori slot=akhir) AND (Jenis pinjaman=kecil) THEN Label is lancar
- IF(Kategori slot=akhir) AND (Jenis pinjaman=sedang) AND (jangka waktu = pendek) THEN Label is macet
- IF(Kategori slot=akhir) AND (Jenis pinjaman=sedang) AND (jangka waktu = panjang) THEN Label is lancar
- IF(Kategori slot=akhir) AND (Jenis pinjaman=besar) THEN Label is lancar

Hasil Evaluasi

Hasil prediksi sebagai berikut :

TP = 4 FP = 0
FN = 2 TN = 4

Hasil akurasi dan error sebagai berikut :

$$Accuracy = \frac{8}{10} = 0,8 = 80\%$$

$$Error = \frac{2}{10} = 0,2 = 20\%$$

Hasil sensitivitas dan spesifisitas sebagai berikut :

$$Sensitivitas = \frac{4}{6} = 0,67 = 67\%$$

$$Spesifisitas = \frac{4}{6} = 0,67 = 67\%$$

CONCLUSIONS

Berdasarkan hasil riset penelitian yang dilakukan pada Arisan JIP dibawah naungan PT. Solusi Pertiwi Indonesia yang dilakukan oleh penulis menarik kesimpulan yaitu Analisa penelitian klasifikasi kredit pinjaman online berbasis arisan online dapat disimpulkan jika penelitian ini mendapatkan nilai *accuracy* yaitu

80,00% dengan nilai AUC sebesar 0,917 dimana klasifikasi ini tergolong excellent classification atau sangat baik.

Sementara dari hasil rule yang tercipta dari *decision tree*, nasabah yang mengambil kategori slot awal lebih sering macet dalam pembayaran, nasabah yang mengambil kategori slot tengah dengan jangka waktu pendek cenderung lancar sementara jangka waktu panjang dengan jenis pinjaman sedang cenderung lancar dan jenis pinjaman besar cenderung macet dan nasabah yang mengambil kategori akhir dengan jenis pinjaman kecil lebih lancar dan jenis pinjaman sedang dengan jangka waktu panjang dan nasabah dengan pinjaman besar juga lebih lancar, namun nasabah jenis pinjaman sedang dengan jangka waktu pendek lebih cenderung macet.

Analisis kelayakan dalam penentuan pemberian pinjaman sangat penting dilakukan, karena jika instansi asal dalam memberikan pinjaman kepada nasabah nantinya akan berdampak buruk dan menyebabkan kerugian kepada instansi tersebut yang nantinya dapat menyebabkan pailit jika kredit macet terus terjadi dan menyebabkan citra negatif di mata nasabah.

ACKNOWLEDGMENT

Terima kasih banyak kepada Ibu Ultach Enri yang selalu memberikan masukan serta saran dalam penelitian ini dan juga Kakak kami Adi Kurniawan, Raka Eshardiansyah serta teman kami Khandava Mulyadien yang selalu mensupport penulis dalam melakukan penelitian ini.

REFERENCES

- [1.] Wajhillah, R., Ubaidallah, I. H., & Bahri, S. (2019). Analisis Kelayakan Kredit Berbasis Algoritma K-Nearest Neighbor (Studi Kasus: Koperasi AKU). *InfoTekJar (Jurnal Nas. Inform. dan Teknol. Jaringan)*, 4(1), 121-125.
- [2.] Iriadi, Nandang, and Nia Nuraeni. "Kajian penerapan metode klasifikasi data mining algoritma C4. 5 untuk prediksi kelayakan kredit pada Bank Mayapada Jakarta." *Jurnal Teknik Komputer* 2, no. 1 (2016): 132-137.
- [3.] Army, Widya Lelisa, Widya Jati Lestari, Rahimah Rahimah, and Dedi Rahman Habibie. "ANALISA RISIKO KREDIT MACET DENGAN PENDEKATAN DATA MINING (STUDI KASUS: KOPERASI PUTRA KEMBAR)." *JURSIMA (Jurnal Sistem Informasi dan Manajemen)* 9, no. 1 (2021): 58-64.
- [4.] Lafau, Fisman. "IMPLEMENTASI DATA MINING MENGGUNAKAN ALGORITMA C45 UNTUK MEMPREDIKSI PEMBAYARAN KREDIT MACET ATAU LANCAR PADA BANK." *JURNAL TEKNOLOGI INFORMASI DAN ILMU KOMPUTER* 1, no. 2 (2019): 31-36.
- [5.] Mardi, Y. (2017). Data Mining: Klasifikasi Menggunakan Algoritma C4. 5. *Edik Informatika*, 2(2), 213-219.
- [6.] Rani, L. (2016). Klasifikasi Nasabah Menggunakan Algoritma C4.5 Sebagai Dasar Pemberian Kredit. *INOVTEK Polbeng - Seri Informatika*, 1(2), 126-132.
- [7.] Widayu, H., Nasution, S. D., Silalahi, N., & Mesran, M. (2017). Data mining untuk memprediksi jenis transaksi nasabah pada koperasi simpan pinjam dengan algoritma C4. 5. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 1(2).

- [8.] Gumelar, G., Ain, Q., Marsuciati, R., Bambang, S. A., Sunyoto, A., & Mustafa, M. S. (2021). Kombinasi Algoritma Sampling dengan Algoritma Klasifikasi untuk Meningkatkan Performa Klasifikasi Dataset Imbalance. *Prosiding SISFOTEK*, 5(1), 250-255.
- [9.] Nuraeni, N. (2021). Klasifikasi Data Mining untuk Prediksi Potensi Nasabah dalam Membuat Deposito Berjangka. *Jurnal Ilmiah Intech: Information Technology Journal of UMUS*, 3(01), 65-75.
- [10.] Enri, U. (2018). PENERAPAN ALGORITMA C4. 5 DALAM PEMILIHAN PROGRAM STUDI FAKULTAS ILMU KOMPUTER (Studi Kasus Sekolah Menengah Atas Negeri 1 Tambun Utara). *JURNAL REKAYASA INFORMASI*, 7(1).
- [11.] Malik, F. W. (2021). *APLIKASI PENENTUAN KREDIT MACET DAN KREDIT LANCAR PADA KOPERASI MENGGUNAKAN METODE C4. 5* (Doctoral dissertation, UNIVERSITAS BUMIGORA).
- [12.] Farid, F., Enri, U., & Umaidah, Y. (2021). Sistem Pendukung Keputusan Rekomendasi Topik Skripsi Menggunakan Naïve Bayes Classifier. *JOINTECS (Journal of Information Technology and Computer Science)*, 6(1), 35-42.
- [13.] Septiani, W. D. (2017). Komparasi Metode Klasifikasi Data Mining Algoritma C4. 5 Dan Naive Bayes Untuk Prediksi Penyakit Hepatitis. *Jurnal Pilar Nusa Mandiri*, 13(1), 76-84.
- [14.] Suweleh, A. S., Susilowati, D., & Hairani, H. (2020). Aplikasi Penentuan Penerima Beasiswa Menggunakan Algoritma C4. 5. *Jurnal Bumigora Information Technology (BITE)*, 2(1), 12-21.
- [15.] Wiemer, H., Drowatzky, L., & Ihlenfeldt, S. (2019). Data mining methodology for engineering applications (DMME)—A holistic extension to the CRISP-DM model. *Applied Sciences*, 9(12), 2407.
- [16.] Sagita, R., Enri, U., & Primajaya, A. (2020). Klasifikasi Berita Clickbait Menggunakan K-Nearest Neighbor (KNN). *JOINS (Journal Inf. Syst., vol. 5, no. 2, pp. 230–239, 2020, doi: 10.33633/joins.v5i2.3705*.



Ultach Enri

Dosen tetap di Fakultas Ilmu Komputer UNSIKA. Aktif dalam riset di bidang data mining, data science dan analisis desain sistem.

AUTHOR(S) BIOGRAPHY



Jane Indah Pratiwi

Mahasiswi Teknik Informatika, Universitas Singaperbangsa Karawang. Selain aktif menyelesaikan Pendidikan formal, memiliki ketertarikan tinggi di bidang E-Finance dan bisnis digital.



Dwiarti Rahma Utami

Mahasiswi Teknik Informatika, Universitas Singaperbangsa Karawang. Aktif menyelesaikan Pendidikan formal, memiliki ketertarikan tinggi pada bidang investasi dan kepenulisan.