JURTI, Vol.9 No.2, Juni 2025, ISSN: 2579-8790

Implementasi Algoritma *Naïve Bayes* untuk Prediksi Risiko Kredit Nasabah Studi Kasus KSP Mekar Jaya, Luragung

Ardi Setiaji[1], Fahmi Yusuf*[2], Aah Sumiah[3]
[1,2]Sistem Informasi, Universitas Kuningan, Indonesia
[3]Manajemen Informatika, Universitas Kuningan, Indonesia
e-mail: [1]20210910087@uniku.ac.id, ***[2]fahmionline@uniku.ac.id**, [3]aah.sumiah@uniku.ac.id

Abstrak

Koperasi Simpan Pinjam Mekar Jaya Kantor Cabang Luragung menghadapi masalah kredit macet akibat penilaian kelayakan kredit yang masih subjektif menggunakan metode The Five C's of Credit. Penelitian ini bertujuan untuk membangun sebuah website prediksi risiko kredit nasabah dengan mengimplementasikan algoritma Naïve Bayes sehingga koperasi dapat menilai risiko kredit nasabah secara lebih objektif dan akurat. Website ini dibangun menggunakan metode pengembangan sistem Prototype, dengan bahasa pemrograman JavaScript, framework NEXT.JS, dan database MySQL. Data yang digunakan mencakup 500 data kredit nasabah, yang terdiri dari atribut status pernikahan, pendapatan, jenis pinjaman, nominal pinjaman, angsuran, jangka waktu, dan jaminan serta label prediksi berisiko dan tidak berisko. Data dibagi menjadi data training sebanyak 350 data dan data testing sebanyak 150 data. Pengujian menggunakan confusion matrix menunjukkan tingkat akurasi algoritma Naïve Bayes mencapai 98%.

Kata kunci*—Prediksi, Risiko Kredit, 5C, Naïve Bayes, Website*

1. PENDAHULUAN

Dalam UU Nomor 25 tahun 1992, Koperasi adalah badan usaha yang beranggotakan orang atau badan hukum koperasi dengan melandaskan kegiatannya berdasarkan prinsip koperasi sekaligus sebagai gerakan ekonomi rakyat yang berdasar atas asas kekeluargaan. Koperasi Simpan Pinjam (KSP) adalah koperasi yang didirikan untuk memberikan kesempatan kepada para anggotanya memperoleh pinjaman (kredit) dengan mudah dan biaya bunga yang rendah. Koperasi ini bergerak dalam lapangan usaha pembentukan modal melalui tabungan para anggota, kemudian digunakan untuk memberikan pinjaman kepada para anggotanya secara mudah, murah, dan cepat untuk tujuan meningkatkan produktivitas dan kesejahteraan mereka [1].

Dewasa ini, kredit memainkan peran penting dalam pertumbuhan ekonomi suatu wilayah dengan memberikan akses modal kepada masyarakat dan bisnis yang membutuhkan [2]. Perkembangan kredit yang pesat mendorong peningkatan pemberian kredit oleh lembaga keuangan, termasuk koperasi, dengan harapan dapat meningkatkan kesejahteraan masyarakat dan pertumbuhan bisnis [3].

Kredit Lancar adalah kondisi di mana nasabah secara konsisten memenuhi kewajiban pembayaran angsuran pokok atau bunga kredit tepat waktu sesuai jadwal yang telah disepakati. Kredit Macet adalah kondisi dimana nasabah gagal memenuhi kewajiban pembayaran angsuran pokok atau bunga kredit, sehingga pinjaman tidak lagi menghasilkan pemasukan sesuai jadwal

JURTI, Vol.9 No.2, Juni 2025, ISSN: 2579-8790

yang disepakati [4]. Data BPS tahun 2020, menunjukkan bahwa rata-rata KSP memiliki 28 kreditur atau peminjam yang kreditnya macet [5]. Oleh karena itu, penting bagi KSP untuk meningkatkan strategi mengelola risiko kredit guna meminimalkan kredit macet dan menjaga keberlanjutan operasionalnya.

Risiko Kredit adalah potensi kerugian yang tidak dapat dikendalikan dan/atau dapat dikendalikan akibat kegagalan pihak lain dalam memenuhi kewajiban. Dalam hal ini, potensi nasabah yang meminjam tidak memenuhi kewajibannya kepada KSP. Kredit macet adalah hasil akhir dari risiko kredit yang tidak terkelola dengan baik [6].

Kelayakan kredit adalah penilaian terhadap kemampuan dan keandalan calon debitur untuk memenuhi kewajibannya dalam membayar pokok dan bunga pinjaman sesuai dengan perjanjian kredit. Dalam menilai kelayakakan kredit nasabah, umumnya lembaga keuangan menggunakan metode "*The five C's of Credit (5C)*" yaitu: *Character, Capacity, Capital, Collateral,* dan *Condition of Economy* [7].

KSP Mekar Jaya (KSP) merupakan koperasi yang menyediakan layanan simpanan dan pinjaman bagi masyarakat di wilayahnya. Saat ini, koperasi memiliki total 247 anggota peminjam dengan pinjaman sebesar Rp2–15 juta. Setiap bulan, sekitar Rp150 juta dicairkan rata-rata untuk 5–7 anggota per minggu, dengan rata-rata pinjaman Rp6,5 juta. Seiring dengan peningkatan jumlah nasabah dan kebutuhan akan pinjaman koperasi ini menghadapi tantangan dalam mengelola risiko kredit. Beberapa nasabah mengalami kesulitan membayar angsuran tepat waktu. Saat ini, terdapat sekitar 32 orang yang mengalami kredit macet. Kondisi ini dapat berdampak pada stabilitas keuangan koperasi jika tidak segera diatasi dengan sistem manajemen risiko yang lebih baik.

Kelayakan penerima kredit merupakan salah satu faktor sulit yang perlu diperhatikan oleh koperasi untuk meminimalkan risiko kredit macet. Saat ini KSP masih mengandalkan metode *5C* secara subjektif dalam menilai risiko kredit nasabah. Hal ini dapat memakan waktu, dan rawan kesalahan.

Untuk mengatasi tantangan tersebut dan meningkatkan akurasi dalam penilaian risiko kredit nasasah, diperlukan pendekatan berbasis teknologi dan analisis data yang lebih objektif. Banyak model teknologi yang dapat digunakan seperti kecerdasan buatan, sistem penunjang keputusan, sistem pakar dan tentunya data mining [8], [9], [10], [11], [12]. *Data Mining* adalah serangkaian proses menggali atau menambang suatu kumpulan data untuk menghasilkan pengetahuan yang selama ini tidak diketahui secara manual [13]. Salah satu algoritma *Data Mining* yang dapat digunakan untuk menilai risiko kredit nasabah adalah *Naïve Bayes*. *Naïve Bayes* merupakan sebuah pengklasifikasian probabilitas sederhana yang menghitung frekuensi dan kombinasi nilai dari dataset yang diberikan. Algoritma ini menggunakan teorema *bayes* dan mengasumsikan semua atribut independen atau tidak saling ketergantungan yang diberikan oleh nilai pada atribut kelas [14].

Penelitian terkait penggunaan algoritma *Naïve Bayes* sudah banyak dilakukan sebelumnya. Misalnya, pada penelitian [15] di Koperasi Simpan Pinjam Artha Segara untuk penentuan kelayakan pemberian kredit dengan tingkat akurasi 99.8%. Penelitian lainnya oleh [16] pada Koperasi Keluarga Guru di Jakarta dalam memprediksi memprediksi risiko kredit dan mendapatkan hasil akurasi sebesar 84%. Berdasarkan hasil penelitian tersebut, *Naïve Bayes* telah terbukti membantu koperasi menentukan kelayakan krdit dan memprediksi risiko kredit dengan lebih baik.

Berdasarkan uraian di atas, penelitian ini bertujuan untuk membangun *website* prediksi risiko kredit nasabah yang lebih objektif dan akurat, sehingga mampu meningkatkan akurasi dalam mengidentifikasi risiko kredit nasabah serta mendeteksi potensi kredit macet sejak dini.

JURTI, Vol.9 No.2, Juni 2025, ISSN: 2579-8790

2. METODE PENELITIAN

2.1. Pengembangan Sistem Pototype

Prototype adalah metode pengembangan sistem yang menekankan pada pembuatan model awal (prototipe) dari sistem yang akan dikembangkan. *Prototype* ini digunakan untuk memvisualisasikan dan mengevaluasi fungsi utama sistem, sehingga memungkinkan pengembang untuk menerima masukan dari pengguna sebelum sistem final dibuat. Metode ini sangat berguna untuk menangani kebutuhan pengguna yang sering berubah atau tidak terdefinisi dengan jelas [17].

Prototype terdiri dari empat fase yaitu *Communication, Quick Plan, Modeling Quick Design, Construction of Prototype,* serta *Deployment Delivery & Feedback* yang berlangsung secara iteratif [18].

a. *Communication*: Analisis kebutuhan dan tujuan sistem melalui wawancara, observasi, dan studi literatur.
b. *Quick Plan*: Perencanaan awal iterasi dan perancangan sistem dengan *Use Case Diagram* dan *Class Diagram*. *Use Case Diagram* menunjukkan fitur utama sistem dan bagaimana aktor berinteraksi dengan fitur tersebut [19]. Sedangkan *Class Diagram* digunakan untuk mendeskripsikan struktur dan komponen-komponen sistem, serta hubungan antar komponen tersebut [20].
c. *Modeling Quick Design*: Pembuatan desain cepat antarmuka pengguna.
d. *Contruction of Prototype*: Pembangunan prototipe *website* dengan bahasa pemrograman *Javascript* dengan *framework NEXT.JS* dan *database MySQL,* serta menerapkan algoritma *Naïve Bayes*.
e. *Deployment, Delivery, & Feedback*: Pengujian prototipe oleh pemangku kepentingan dan pengumpulan umpan balik untuk perbaikan dan penyempurnaan prototipe.

2.2. Algoritma Naïve Bayes

Algoritma *Naïve Bayes* merupakan sebuah pengklasifikasian probabilitas sederhana yang menghitung frekuensi dan kombinasi nilai dari *dataset* yang diberikan. Algoritma ini menggunakan teorema *bayes* dan mengasumsikan semua atribut independen atau tidak saling ketergantungan yang diberikan oleh nilai pada atribut [14]. Berikut adalah persamaan dari Teorema *Bayes*:

$$P(C|X) = \frac{P(C) \times P(X|C)}{P(X)} \quad (1)$$

Dimana:
$P(C|X)$: Probabilitas *posterior*, yaitu probabilitas kelas C setelah melihat atribut X.
$P(C)$: Probabilitas *prior*, yaitu probabilitas awal dari kelas C sebelum melihat atribut.
$P(X|C)$: Probabilitas *likelihood*, yaitu probabilitas mendapatkan atribut X jika kelasnya C
$P(X)$: Probabilitas *evidence*, yaitu probabilitas atribut X terjadi secara umum.
Karena $P(X)$ konstan untuk semua kelas, maka fokus utama adalah menghitung $P(C) \times P(X|C)$.

Adapun langkah-langkah perhitungannya sebagai berikut.

a. Menghitung Probabilitas *Prior* P(C)

$$P(C) = \frac{N_c}{N} \quad (2)$$

Dimana:
$P(C)$: Probabilitas suatu kelas C
N_c : Jumlah data dengan kelas C

JURTI, Vol.9 No.2, Juni 2025, ISSN: 2579-8790

N_c : Total jumlah data

b. Menghitung Probabilitas *Likelihood* P(C)

$$P(X_i|C) = \frac{N_{x_i,c}+a}{N_c+a\times n_i} \quad (3)$$

Dimana:

$P(X_i|C)$: Probabilitas kategori Xi pada atribut i dalam kelas C

$N_{x_i,c}$: Jumlah kemunculan kategori Xi pada pada atribut X dalam kelas C

N_c : Jumlah data dengan kelas C

a : Parameter *smoothing* (*Laplace smoothing*), nilainya 1

n_i : Jumlah kategori unik pada atribut i

c. Menghitung Probabilitas *Posterior* P(C)

$$P(C|X) \propto P(C) \times P(X_1|C) \times \ldots \times P(X_n|C) \quad (4)$$

Dimana $X_1, X_2, \ldots, X_2$ adalah kategori atribut.

d. Menentukan Kelas Prediksi

Kelas prediksi dipilih berdasarkan probabilitas *posterior* tertinggi.

2.3. Confusion Matrix

Confusion Matrix adalah tabel yang digunakan sebagai pengukur kinerja model klasifikasi dengan membandingkan nilai aktual dan prediksi. Pada dasarnya, pengukuran dengan *Confusion Matrix* digunakan untuk memberikan informasi perbandingan dari hasil klasifikasi yang dilakukan oleh algoritma yang digunakan dengan hasil klasifikasi sebenarnya, dapat dilihat pada Tabel 1 [21].

Tabel 1. *Confusion Matrix*

		Predicted	
		Positive	Negative
Actual	Positive	TP	FN
	Negative	FP	TN

Komponen utama *Confusion Matrix* adalah sebagai berikut.

a. *True Positive (TP):* Kasus yang diklasifikasikan benar sebagai positif.
b. *True Negative (TN):* Kasus yang diklasifikasikan benar sebagai negatif.
c. *False Positive (FP):* Kasus negatif yang salah diklasifikasikan sebagai positif.
d. *False Negative (FN):* Kasus positif yang salah diklasifikasikan sebagai negatif.

Confusion Matrix memungkinkan penghitungan berbagai metrik kinerja model seperti akurasi yang dapat mengukur proporsi prediksi yang benar dari keseluruhan data. Rumus untuk menghitung akurasi adalah:

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (5)$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

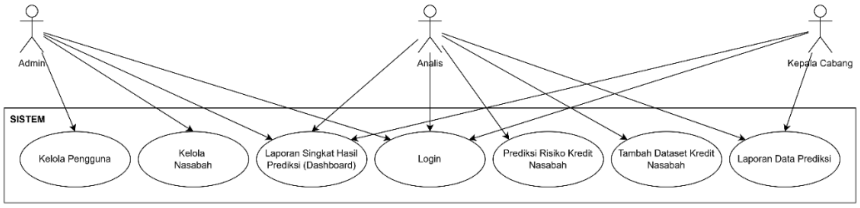
3.1. Perancangan Sistem

Perancangan sistem merupakan tahap penting dalam proses pengembangan sistem, di mana rancangan awal sistem dibentuk untuk mendukung implementasi fitur yang sesuai dengan kebutuhan pengguna. Pada tahap ini, dilakukan pemodelan terhadap komponen-komponen utama yang terlibat dalam sistem.

JURTI, Vol.9 No.2, Juni 2025, ISSN: 2579-8790

a. Use Case Diagram

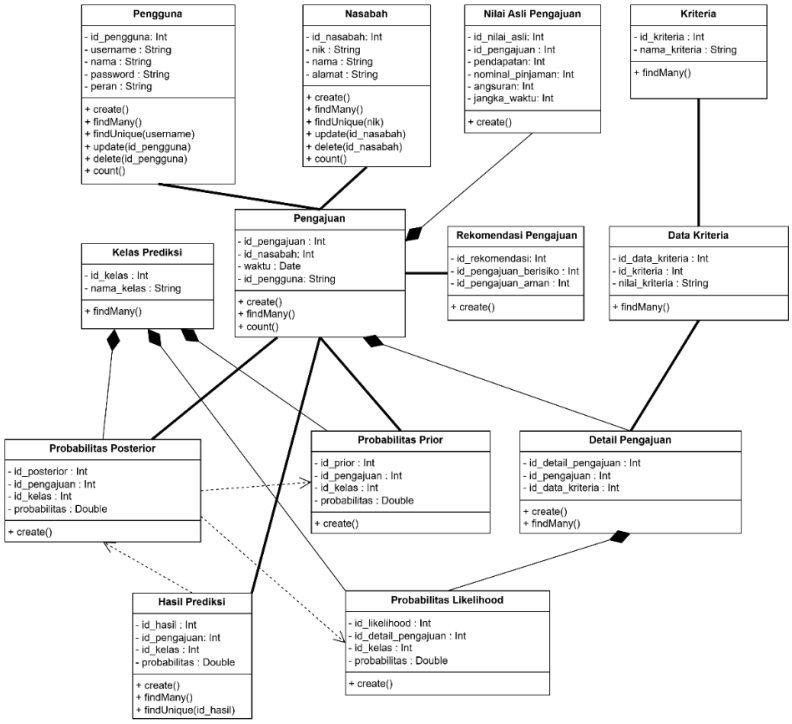
Use Case Diagram digunakan untuk mendeskripsikan interaksi antara pengguna (aktor) dan sistem. Diagram ini menggambarkan bagaimana pengguna berinteraksi dengan sistem serta fitur-fitur utama yang akan dikembangkan. *Use case* dalam penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. *Use Case Diagram* Sistem Usulan

b. Class Diagram

Diagram ini berfungsi sebagai acuan utama dalam tahap pengembangan karena menggambarkan relasi antar objek dalam sistem, serta atribut dan metode yang akan digunakan untuk mendukung proses klasifikasi risiko kredit. Class diagram yang terbentuk dapat dilihat pada Gambar 2 dibawah ini.



Gambar 2. *Class Diagram* Sistem Usulan

3.2. Analisis Prediksi Risiko Kredit Nasabah

Sebelum melakukan prediksi, dilakukan label *encoding* pada setiap atribut yang merupakan indikator dari metode *5C* dan kelas prediksi. Angka yang diberikan tidak dianggap sebagai nilai numerik, melainkan hanya sebagai label kategori. Berikut ini, dilakukan label *encoding* pada atribut-atribut berikut.

a. Atribut Menikah

Tabel 1. *Encoding* Atribut 'Menikah'

Kategori	*Encoding*
Tidak Menikah	1
Menikah	2

JURTI, Vol.9 No.2, Juni 2025, ISSN: 2579-8790

b. Atribut Pendapatan

Berdasarkan Badan Pusat Statistik (BPS) dalam (Ramadhan et al., 2023), menggolongkan pendapatan penduduk ke dalam empat kategori berikut.

Tabel 2. *Encoding* Atribut 'Pendapatan'

Kategori	Rentang	*Encoding*
Rendah	< Rp1.500.000	3
Sedang	Rp1.500.000 – Rp2.500.000	4
Tinggi	Rp2.500.000 – Rp3.500.000	5
Sangat Tinggi	> Rp3.500.000	6

c. Atribut Jenis Pinjaman

Tabel 3. *Encoding* Atribut 'Jenis Pinjaman'

Kategori	*Encoding*
Umum	7
Karyawan	8

d. Atribut Nominal Pinjaman

Tabel 4. *Encoding* Atribut 'Nominal Pinjaman'

Kategori	Rentang	*Encoding*
Rendah	< Rp.7.000.000	9
Sedang	Rp7.000.000 – Rp15.000.000	10
Tinggi	Rp15.000.000 – Rp20.000.000	11
Sangat Tinggi	> Rp20.000000	12

e. Atribut Angsuran

Tabel 5. *Encoding* Atribut 'Angsuran'

Kategori	Rentang	*Encoding*
Rendah	< Rp300.000	13
Sedang	Rp300.000 – Rp600.000	14
Tinggi	Rp600.000 – Rp1.000.000	15
Sangat Tinggi	> Rp1.000.000	16

f. Atribut Jangka Waktu

Tabel 6. *Encoding* Atribut 'Jangka Waktu'

Kategori	*Encoding*
< 12 bulan	17
12 – 24 bulan	18
24 – 36 bulan	19
> 36 bulan	20

g. Atribut Jaminan

Tabel 7. *Encoding* Atribut 'Jaminan'

Kategori	*Encoding*
Ijazah	21
BPKB	22
Sertifikat	23

h. Kelas Prediksi

Tabel 8. *Encoding* Kelas Prediksi

Nama Kelas	*Encoding*
Tidak Berisiko	1
Berisiko	2

Setelah tahap *encoding*, berikut dijelaskan bagaimana data Tabel 9 digunakan dalam memprediksi risiko kredit nasabah.

JURTI, Vol.9 No.2, Juni 2025, ISSN: 2579-8790

Tabel 9. Data Tes Prediksi Risiko Kredit Nasabah

Nama	Menikah	Pendapatan	Jenis Pinjaman	Nominal Pinjaman	Jangka Waktu	Angsuran	Jaminan	Ket
E	Tidak	2.000.000	Umum	7.000.000	24	449.167	BPKB	Tidak Berisiko

Lalu mengubah data kriteria dan kelas prediksi berdasarkan *encoding* sebelumnya untuk mempermudah dalam perhitungan sehingga seperti Tabel 10 berikut.

Tabel 10. *Encoding* Data Tes Prediksi Risiko Kredit Nasabah

Nama	Menikah	Pendapatan	Jenis Pinjaman	Nominal Pinjaman	Jangka Waktu	Angsuran	Jaminan	Ket
E	1	4	7	10	19	14	22	1

Dalam memprediksi risiko kredit nasabah pada Tabel 10 digunakan algoritma *Naïve Bayes* yang langkah-langkahnya dijelaskan berikut ini.

a. Menghitung Probabilitas *Prior*

$$P(C) = \frac{N_c}{N} \quad (2)$$

Sehingga:

$P(1) = \frac{363}{500} = 0.726$; $P(2) = \frac{137}{500} = 0.274$

b. Menghitung Probabilitas *Likelihood*

$$P(X_i|C) = \frac{N_{x_i,c}+a}{N_c+a\times n_i} \quad (3)$$

Sehingga:

$P(1|1) = \frac{107+1}{363+1\times 2} = \frac{108}{365} = 0.296$; $P(1|2) = \frac{7+1}{137+1\times 2} = \frac{8}{139} = 0.058$

$P(4|1) = \frac{246+1}{363+1\times 4} = \frac{247}{367} = 0.673$; $P(4|2) = \frac{41+1}{137+1\times 4} = \frac{42}{141} = 0.298$

$P(7|1) = \frac{345+1}{363+1\times 2} = \frac{346}{365} = 0.948$; $P(7|2) = \frac{119+1}{137+1\times 2} = \frac{120}{139} = 0.863$

$P(10|1) = \frac{35+1}{363+1\times 4} = \frac{36}{367} = 0.098$; $P(10|2) = \frac{73+1}{137+1\times 4} = \frac{74}{141} = 0.525$

$P(14|1) = \frac{307+1}{363+1\times 4} = \frac{308}{367} = 0.839$; $P(14|2) = \frac{16+1}{137+1\times 4} = \frac{17}{141} = 0.121$

$P(19|1) = \frac{112+1}{363+1\times 4} = \frac{113}{367} = 0.308$; $P(19|2) = \frac{64+1}{137+1\times 4} = \frac{65}{141} = 0.461$

$P(22|1) = \frac{211+1}{363+1\times 3} = \frac{212}{369} = 0.579$; $P(22|2) = \frac{49+1}{137+1\times 3} = \frac{50}{140} = 0.357$

c. Menghitung Probabilitas *Posterior*

$$P(C|X) \propto P(C)\times P(X_1|C)\times \ldots \times P(X_n|C) \quad (4)$$

Sehingga:

$P(1|X) \propto 0.726 \times (0.296\times 0.673\times 0.948\times 0.098\times 0.839\times 0.308\times 0.579)$

$\propto 0.726 \times 0.0028$

$\propto 0.0020$

$P(2|X) \propto 0.274\times (0.058\times 0.298\times 0.863\times 0.525\times 0.121\times 0.461\times 0.357)$

$\propto 0.274\times 0.0002$

$\propto 0.00005$

JURTI, Vol.9 No.2, Juni 2025, ISSN: 2579-8790

Untuk menormalisasi nilai probabilitas *posterior* menjadi persen karena nilai probabilitas *posterior* terlalu kecil, diperlukan total probabilitas terlebih dahulu dan kemudian membagi setiap nilai dengan total tersebut.

$P(1|X) + P(2|X) = 0.0020 + 0.00005 = 0.00205$

Selanjutnya, hitung probabilitas masing-masing kelas dalam bentuk persentase:

$$P(1|X) = \frac{0.0020}{0.00205} \times 100\% = 97.56\%;\ P(2|X) = \frac{0.00005}{0.00205} \times 100\% = 2.44\%$$

d. Kesimpulan Hasil Prediksi

Karena $P(1|X) > P(2|X)$, maka berdasarkan algoritma *Naïve Bayes*, tingkat probabilitas posterior tertinggi ada di kelas "Tidak Berisiko". Sehingga pengajuan kredit nasabah diprediksi "Tidak Berisiko" dengan peluang sebesar 97.56%. Kredit dapat dipertimbangkan untuk disetujui. Dalam aplikasi detail prediksi dapat dilihat pada gambar 3 dibawah ini.

3.3. Evaluasi Algoritma Naïve Bayes

Digunakan 500 data kredit nasabah dengan proporsi 70% data *training* dan 30% data *testing* sebanyak 150, sehingga data *testing* dapat mengevaluasi algoritma *Naïve Bayes* dalam memprediksi risiko kredit nasabah. Tabel 11 dapat dilihat hasil evaluasi algoritma.

Tabel 11. Hasil Evaluasi Algoritma dengan *Confusion Matrix*

		Predicted	
		Positive	Negative
Actual	Positive	39	108
	Negative	1	2

Dengan demikian, dapat dihitung nilai akurasi sebagai berikut:

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (5)$$

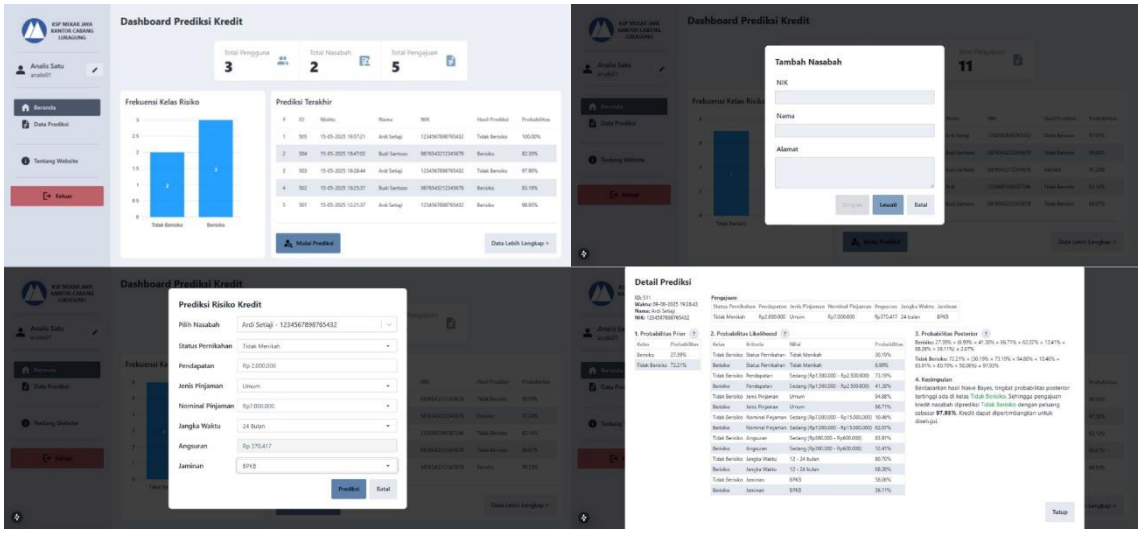
$$= \frac{39 + 108}{39 + 108 + 1 + 2} = \frac{147}{150} = 0.98 = 98\%$$

Dari hasil diatas, algoritma ini memiliki performa sangat baik, dengan nilai akurasi 98%. Hal ini menunjukkan bahwa algoritma *Naïve Bayes* dapat mendeteksi kelas dengan tingkat kesalahan yang rendah.

3.4. Implementasi Website

Website prediksi risiko kredit nasabah dibangun menggunakan metode *Prototype*, bahasa pemrograman *JavaScript* dengan *framework NEXT.JS*, dan *database MySQL*. Sistem ini memiliki fitur utama memprediksi risiko kredit nasabah dengan menampilkan hasil klasifikasi *Naïve Bayes* berupa label "berisiko" atau "tidak berisiko".

JURTI, Vol.9 No.2, Juni 2025, ISSN: 2579-8790



Gambar 3. Tampilan pada *Website*

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan yang telah dipaparkan, maka kesimpulan penelitian ini sebagai berikut:

a. *Website* prediksi risiko kredit nasabah berhasil dibangun menggunakan metode pengembangan sistem *Prototype* dengan bahasa pemrograman *Javascript* dan *framework NEXT.JS* serta *database MySQL*. *Website* ini dapat mengidentifikasi tingkat risiko kredit macet nasabah berdasarkan data masa lalu kredit nasabah berdasarkan data masa lalu, dengan mempertimbangkan beberapa indikator yang terkait metode *5C*. *Website* ini diharapkan dapat membantu KSP Mekar Jaya Luragung dalam mengidentifikasi potensi kredit macet sejak dini dengan lebih objektif dan akurat.
b. Algoritma *Naïve Bayes* yang diimplementasikan pada *website* prediksi risiko kredit nasabah KSP Mekar Jaya Luragung dapat memprediksi risiko kredit nasabah dengan hasil prediksi yang akurat. Dengan menggunakan 500 data kredit nasabah yang dibagi menjadi data training sebanyak 350 dan data testing sebanyak 150, algoritma ini memiliki performa sangat baik, dengan nilai akurasi sebesar 98%. Hal ini menunjukkan bahwa algoritma *Naïve Bayes* dapat mendeteksi kelas dengan tingkat kesalahan yang rendah.

5. SARAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, peneliti menyarankan untuk pengembangan penelitian selanjutnya yaitu sebagai berikut.

a. Menggunakan dataset kredit nasabah terkini sehingga model yang dikembangkan akan lebih akurat dalam penilaian risiko kredit nasabah.
b. Menambah atribut atau kriteria prediksi yang diharapkan mampu memberikan gambaran yang lebih menyeluruh mengenai profil risiko kredit nasabah.
c. Implementasi algoritma klasifikasi lain untuk melihat perbandingan hasil yang diperoleh dalam prediksi risiko kredit nasabah.

JURTI, Vol.9 No.2, Juni 2025, ISSN: 2579-8790

DAFTAR PUSTAKA

[1] M. Carollina and E. Sutarta, "Peranan Credit Union Sebagai Lembaga Pembiayaan Mikro Studi Kasus: Pada Usaha UMKM Di Desa Tumbang Manggo Kecamatan Sanaman Mantikei, Kabupaten Katingan, Provinsi Kalimantan Tengah Tahun 2013," *Modus*, vol. 26, no. 2, pp. 157–172, 2013.

[2] Y. H. Supartoyo, B. Juanda, M. Firdaus, and J. Effendi, "Pengaruh Sektor Keuangan Bank Perkreditan Rakyat terhadap Perekonomian Regional Wilayah Sulawesi," *Kajian Ekonomi dan Keuangan*, vol. 2, no. 1, pp. 15–38, 2018, doi: 10.31685/kek.v2i1.207.

[3] Otoritas Jasa Keuangan (OJK), *Potensi Pertumbuhan Ekonomi ditinjau dari Penyaluran Kredit Perbankan kepada Sektor Prioritas*. 2015.

[4] R. Prihatina, "Mengenal Kolektibilitas Kol Kredit Perbankan Kaitannya Dengan dengan Undang-Undang No 4 Tahun 1996 UUHT," 2022.

[5] Badan Pusat Statistik (BPS), *Statistik Koperasi Simpan Pinjam 2021*. 2021.

[6] Otoritas Jasa Keuangan (OJK), "POJK Nomor 44/POJK.05/2020 tentang Penerapan Manajemen Risiko Bagi Lembaga Jasa Keuangan Nonbank," 2020.

[7] A. Lailiyah, "Urgensi Analisa 5C Pada Pemberian Kredit Perbankan Untuk Meminimalisir Resiko," *Yuridika*, vol. 29, no. 2, pp. 217–232, 2014, doi: 10.20473/ydk.v29i2.368.

[8] W. Hidayatullah and L. Darmawan Bakti, "Sistem Pakar Diagnosis Penyakit Ispa Menggunakan Metode Naïve Bayes Berbasis Web Pada Puskesmas Teratak," vol. 2, no. 1, pp. 32–42, 2023.

[9] H. Budianto *et al.*, "Sistemasi: Jurnal Sistem Informasi Implementation of the Long Short-Term Memory Algorithm in a Chatbot for Dengue Fever Information and Education Services," *Sistemasi: Jurnal Sistem Informasi*, vol. 4, no. 2, Feb. 2025, [Online]. Available: http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id

[10] E. Darmawan, F. Yusuf, E. Suseno, H. Budianto, and S. Maesyaroh, "Decision support system for the selection of exemplary teachers using profile matching method," in *Journal of Physics: Conference Series*, IOP Publishing Ltd, Jun. 2021. doi: 10.1088/1742-6596/1933/1/012013.

[11] F. Yusuf, R. Trisudarmo, and L. Hamidah, "Sistem Pendukung Keputusan Penilaian Kinerja Guru Metode Weighted Product dalam Menentukan Jam Mengajar," *Insearch*, vol. 4, no. 1, Feb. 2024.

[12] F. Yusuf, I. Lesmana, and P. Bagja, "Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) untuk Sistem Presensi Mahasiswa Berbasis Pengenalan Wajah," vol. 11, no. 1, 2025, [Online]. Available: https://journal.fkom.uniku.ac.id/index.php/buffer

[13] N. L. W. S. R. Ginantra *et al.*, *Data Mining dan Penerapan Algoritma*. 2021.

[14] Mustika *et al.*, *Data Mining dan Aplikasinya*. 2021.

[15] N. K. A. Suarpurningsih, N. W. Utami, and N. M. Estiyanti, "Klasifikasi Penentuan Kelayakan Pemberian Kredit Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier (Kasus: Koperasi Simpan Pinjam Artha Segara)," *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-SAKTI)*, vol. 6, no. 1, pp. 391–404, 2022.

JURTI, Vol.9 No.2, Juni 2025, ISSN: 2579-8790

[16] L. Indriyani and W. Susanto, "Analisis Penerapan Naïve Bayes Untuk Memprediksi Resiko Kredit Anggota Koperasi Keluarga Guru," *Jurnal Informatika*, vol. 6, no. 2, pp. 262–270, 2019, doi: 10.31311/ji.v6i2.5724.

[17] D. Gunawan, S. Alfarizi, N. Ichsan, H. Basri, and A. R. Mulyawan, "Implementasi Metode Prototype Dalam Perancangan Sistem Informasi Upah Pasang Material Konstruksi," *Bina Insani Ict Journal*, vol. 9, no. 1, p. 73, 2022, doi: 10.51211/biict.v9i1.1790.

[18] R. Pressman and B. Maxim, *Software Engineering: A Practitioner's Approach, 8th Ed*. 2014.

[19] Suharni, E. Susilowati, and F. Pakusadewa, "Perancangan Website Rumah Makan Ninik Sebagai Media Promosi Menggunakan Unified Modelling Language," *Rekayasa Informasi*, vol. 12, no. 1, pp. 1–12, 2023.

[20] R. I. H, "Unified Modeling Language (UML) — Class Diagram," 2022.

[21] P. Romadloni, B. Adhi Kusuma, and W. Maulana Baihaqi, "Komparasi Metode Pembelajaran Mesin Untuk Implementasi Pengambilan Keputusan Dalam Menentukan Promosi Jabatan Karyawan," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 6, no. 2, pp. 622–628, 2022, doi: 10.36040/jati.v6i2.5238.