



Implementasi Algoritma Naive Bayes Untuk Prediksi Kelayakan Kredit Berbasis Status Pembayaran Pada BMT

Okky Prasetya*, Syaeful Machfud, Herwis Gultom

Fakultas Ilmu Komputer, Program Studi Teknik Informatika, Universitas Pamulang, Tangerang Selatan, Indonesia

Email: ^{1,*}dosen02837@unpam.ac.id, ²dosen02836@unpam.ac.id, dosen02535@unpam.ac.id

Email Penulis Korespondensi: dosen02837@unpam.ac.id

Abstrak—Baitul Maal wat Tamwil (BMT) memegang peranan krusial dalam menyalurkan pembiayaan mikro bagi masyarakat, namun penyaluran pembiayaan ini dihadapkan pada risiko kelayakan kredit dan tingginya tingkat Non-Performing Loan (NPL). Permasalahan utama bersumber dari proses evaluasi kelayakan nasabah yang masih dilakukan secara manual, cenderung subjektif, serta memakan waktu. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan algoritma Naïve Bayes berbasis machine learning dalam memprediksi kelayakan kredit nasabah BMT secara objektif, otomatis, dan akurat. Metode pengembangan sistem mengadopsi model Waterfall, yang mencakup tahapan analisis kebutuhan, desain Unified Modeling Language (UML), implementasi algoritma, dan pengujian sistem. Variabel input penelitian terdiri dari tujuh atribut utama: jenis kelamin, umur, pekerjaan, jumlah pinjaman, jangka waktu pengembalian, jaminan, dan penghasilan, dengan label target status kelayakan (lancar atau macet). Hasil eksperimen manual dan pemrosesan komputasi menunjukkan bahwa algoritma Naïve Bayes mampu melakukan pemetaan probabilistik secara akurat, di mana pada sampel data uji dihasilkan probabilitas kelas macet sebesar 0,0052734375 yang melebihi probabilitas kelas lancar sebesar 0,0004624693. Pengujian sistem dilakukan melalui User Acceptance Testing (UAT) dengan persentase keberhasilan fungsional mencapai 100% pada seluruh instrumen pengujian. Sistem pendukung keputusan ini terbukti mampu meminimalisasi subjektivitas penilai, mempercepat pengambilan keputusan, dan menekan potensi timbulnya kredit bermasalah pada BMT.

Kata Kunci: Prediksi; Kredit; Algoritma Naïve Bayes; BMT; Machine Learning

Abstract—Credit assessment at microfinance institutions requires a consistent mechanism to identify applicants with a higher risk of payment problems. This study implements the Naïve Bayes classification algorithm in a credit prediction application at BMT. The study uses a case-study approach supported by observation and literature study, while the system is developed using the Waterfall model. Seven categorical predictors are used: gender, age group, occupation, loan amount group, repayment period, collateral, and income group, with payment status as the target class. The documented training set contains 10 records consisting of six “Lancar” and four “Macet” records. A reproducibility audit using categorical Naïve Bayes with Laplace smoothing was conducted because the manual probability example in the original report was not fully reproducible from the displayed training table. For the documented test pattern, the normalized posterior probabilities are 43.43% for Lancar and 56.57% for Macet, resulting in a Macet prediction. An additional leave-one-out cross-validation analysis on the 10 records produced 70.00% accuracy, with 66.67% precision, 50.00% recall, and 57.14% F1-score for the Macet class. User Acceptance Testing also passed all six tested scenarios. The findings indicate that Naïve Bayes can function as a decision-support component, but the small dataset limits generalization and requires further validation using a larger historical dataset.

Keywords: Prediction, Credit, Naive Bayes Algorithm; BMT; Machine Learning

1. PENDAHULUAN

Sektor keuangan mikro di Indonesia mengalami pertumbuhan yang sangat pesat seiring dengan meningkatnya kebutuhan masyarakat terhadap akses pembiayaan mikro yang inklusif dan terjangkau [1], [2]. Lembaga Keuangan Syariah (LKS) berbentuk Baitul Maal wat Tamwil (BMT), khususnya BMT, memegang peranan strategis dalam memperkuat fondasi perekonomian masyarakat menengah ke bawah serta mempercepat wirausaha pada sektor Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah (UMKM) [3], [4]. Secara operasional, BMT bertindak sebagai lembaga intermediasi keuangan yang menghimpun dana dari masyarakat dalam bentuk simpanan dan menyalurkannya kembali melalui berbagai skema pembiayaan atau kredit [1], [5]. Istilah kredit secara etimologis berasal dari kata Latin credere yang mengandung makna kepercayaan, yang berarti bahwa pihak kreditur memberikan kepercayaan penuh kepada debitur bahwa dana pembiayaan yang disalurkan akan dikembalikan secara tepat waktu sesuai kesepakatan. Berdasarkan Undang-Undang Perbankan Nomor 10 Tahun 1998, kredit didefinisikan sebagai penyediaan uang atau tagihan yang dipersamakan dengan itu berdasarkan persetujuan atau kesepakatan pinjam-meminjam antara bank dengan pihak lain yang mewajibkan pihak peminjam melunasi utangnya setelah jangka waktu tertentu [1].

Penyaluran pembiayaan menjadi kegiatan operasional utama BMT karena memberikan kontribusi terbesar terhadap pendapatan lembaga. Meski demikian, aktivitas penyaluran pembiayaan selalu dibayangi oleh risiko finansial, terutama risiko timbulnya kredit bermasalah atau Non-Performing Loan (NPL) [6], [7]. Tingkat kredit bermasalah yang tinggi tidak hanya mengganggu rasio likuiditas lembaga, tetapi juga berpotensi merusak stabilitas keuangan BMT secara keseluruhan [1], [8]. Berdasarkan identifikasi masalah di lapangan, timbulnya kredit bermasalah ini sebagian besar dipicu oleh kelemahan pada tahap evaluasi kelayakan calon nasabah debitur sebelum fasilitas kredensial diberikan [9], [10].

Pada kondisi aktual, proses penilaian kelayakan permohonan kredit di BMT masih bergantung pada pemeriksaan dokumen secara manual serta pertimbangan intuitif dari petugas analis kredit [11], [12]. Ketergantungan pada penilaian manual ini berisiko memunculkan tingkat subjektivitas yang tinggi, ketidakajegan standar penilaian, serta proses pengambilan keputusan yang memakan waktu lama [4], [13]. Selain itu, akumulasi data historis transaksi nasabah yang tersimpan di basis data belum dimanfaatkan secara optimal untuk membentuk pola keputusan berbasis bukti (evidence-



based decision making) [14], [15]. Kebutuhan akan transformasi digital mendorong perlunya penerapan Sistem Pendukung Keputusan (Decision Support System/DSS) berbasis teknik data mining dan machine learning untuk menghasilkan prediksi kelayakan yang cepat, objektif, dan presisi [16], [17].

Berbagai penelitian terdahulu telah membuktikan keberhasilan penggunaan algoritma klasifikasi dalam mengukur risiko dan kelayakan pembiayaan. Prasetyo dan Lestari [5] menerapkan algoritma Naïve Bayes untuk klasifikasi kelayakan kredit nasabah bank berbasis atribut sosiodemografi dan riwayat pinjaman, di mana model tersebut berhasil mencapai tingkat akurasi sebesar 87%. Handoko et al. [6] melakukan analisis komparasi antara algoritma Naïve Bayes, Decision Tree, dan K-Nearest Neighbor (KNN) untuk prediksi risiko kredit lembaga keuangan mikro, yang menyimpulkan bahwa Naïve Bayes memberikan performa akurasi yang stabil sebesar 85% dengan efisiensi komputasi yang unggul. Rahmawati dan Nugroho [7] mengembangkan sistem pendukung keputusan penilaian kredit berbasis web pada koperasi simpan pinjam menggunakan Naïve Bayes yang memperoleh akurasi 83% dan berhasil mengurangi bias analisis petugas. Wijaya et al. [4] mengimplementasikan Naïve Bayes pada Bank Perkreditan Rakyat (BPR) dan memperoleh akurasi sebesar 86% serta nilai presisi 0,84. Selanjutnya, Santoso dan Dewi [8] menguji performa Naïve Bayes pada perusahaan pembiayaan kendaraan dengan skala data lebih dari 5.000 debitur, menghasilkan tingkat akurasi 89% dan keandalan identifikasi risiko yang tinggi. Kajian oleh Zhang dan Wang [10] serta Kyeong dan Shin [12] mengonfirmasi bahwa pendekatan probabilistik Bayesian memiliki keunggulan optimasi signifikan pada pengolahan sampel data kredit kecil dan berdimensi tinggi. Studi sistematis Castro et al. [16] dan Shinde & Aphale [22] menegaskan pentingnya pemetaan atribut sosiodemografi dan finansial dalam klasifikasi risiko pembiayaan mikro.

Meskipun penelitian terdahulu menunjukkan hasil yang memuaskan, terdapat research gap terkait dengan kontekstualisasi kriteria pembiayaan mikro syariah pada BMT. Sebagian besar penelitian terdahulu menerapkan algoritma pada institusi perbankan komersial atau pembiayaan kendaraan skala besar dengan struktur kriteria yang berbeda [5], [7], [8], [9], [18], [19]. Belum banyak kajian yang secara khusus mengintegrasikan kriteria kualitatif dan kuantitatif pembiayaan mikro BMT berbasis prinsip penilaian kredit 5C (Character, Capacity, Capital, Collateral, Condition) ke dalam pemodelan probabilistik Naïve Bayes yang terhubung secara penuh dengan arsitektur sistem perangkat lunak multi-pengguna [20], [21].

Urgensi penelitian ini terletak pada pentingnya penyediaan suatu instrumen komputasional prediktif yang terintegrasi pada BMT untuk menyaring permohonan kredit secara otomatis sebelum penetapan kesepakatan. Algoritma Naïve Bayes dipilih karena memiliki keunggulan teoritis berbasis Teorema Bayes, efisien dalam mengolah data berdimensi banyak, tidak membutuhkan daya komputasi yang tinggi, serta mampu bekerja secara efektif pada himpunan data terbatas [10], [11], [17].

Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan algoritma Naïve Bayes dalam memprediksi status kelayakan kredit nasabah pada BMT [10], [11], [13]. Mengidentifikasi dan memetakan variabel-variabel kredensial nasabah berdasarkan prinsip analisis kredit 5C ke dalam parameter komputasi Naïve Bayes [14], [15]. Mengukur tingkat presisi dan probabilitas keputusan algoritma Naïve Bayes pada sampel data uji permohonan kredit [20], [21]. Merancang dan menguji aplikasi sistem pendukung keputusan berbasis web menggunakan metode Waterfall dan User Acceptance Testing (UAT).

Kontribusi penelitian ini mencakup dua dimensi utama. Secara teoritis, penelitian ini memperkaya literatur rekayasa perangkat lunak dan kecerdasan buatan, khususnya pada domain klasifikasi risiko pembiayaan di lembaga keuangan mikro syariah [16], [20], [22]. Secara praktis, hasil penelitian ini memberikan alat bantu operasional bagi BMT untuk meningkatkan asas kehati-hatian, mempercepat proses penilaian permohonan kredit, meminimalisasi subjektivitas penilai, dan menekan potensi timbulnya kredit macet secara berkelanjutan.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Objek Penelitian

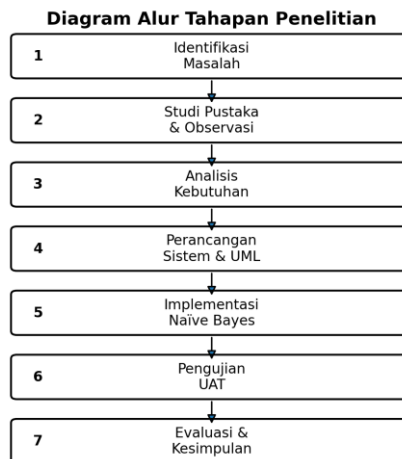
Objek penelitian adalah proses penilaian kelayakan kredit pada Baitul Maal wat Tamwil (BMT) yang didukung oleh aplikasi sistem pendukung keputusan berbasis web. Fokus penelitian mencakup data calon nasabah dan data historis pembiayaan yang digunakan untuk membentuk pola klasifikasi status pembayaran. Sesuai kata kunci penelitian, objek yang dikaji meliputi prediksi kelayakan kredit, penerapan algoritma Naïve Bayes, lingkungan operasional BMT, dan pemanfaatan machine learning sebagai komponen pendukung pengambilan keputusan.

2.2 Tahapan Penelitian

Penelitian ini dirancang menggunakan alur rekayasa perangkat lunak Waterfall, yang menyusun tahapan pengembangan secara sekuensial dan terstruktur. Tahapan penelitian diawali dari analisis kebutuhan sistem (*requirement definition*), perancangan sistem dan perangkat lunak (*system and software design*), penulisan kode program (*implementation*), pengujian perangkat lunak (*testing*), hingga pemeliharaan (*maintenance*).

Pemilihan metode Waterfall didasarkan pada karakteristik pengembangan sistem yang membutuhkan tahapan kerja yang jelas, terdokumentasi, dan dilaksanakan secara berurutan. Setiap tahap menghasilkan keluaran yang menjadi dasar bagi tahap berikutnya, sehingga proses pengembangan dapat dikendalikan dan dievaluasi secara sistematis. Pendekatan ini juga memudahkan peneliti dalam memastikan bahwa kebutuhan pengguna telah diterjemahkan ke dalam rancangan sistem, diimplementasikan dalam bentuk perangkat lunak, serta diuji sebelum sistem digunakan secara operasional.

Bagan alur tahapan penelitian disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram Alur Tahapan Penelitian

Berdasarkan Gambar 1, tahapan penelitian dilaksanakan secara sistematis mulai dari identifikasi masalah dan pengumpulan data, analisis kebutuhan, perancangan sistem, implementasi, hingga pengujian sistem. Alur tersebut digunakan sebagai pedoman agar setiap proses penelitian dapat dilakukan secara terarah dan sesuai dengan tujuan yang telah ditetapkan.

Proses pengumpulan data primer dan sekunder dilaksanakan melalui dua teknik utama:

- Observasi: Penulis melakukan pengamatan lapangan secara langsung terhadap alur operasional pengajuan pembiayaan di BMT. Dari kegiatan observasi ini, teridentifikasi hambatan utama berupa ketiadaan alat bantu kuantitatif untuk mendampingi analisis kredit dalam memprediksi potensi kemacetan transaksi pembiayaan.
- Studi Pustaka: Penulis mengkaji berbagai literatur akademik, e-book rekayasa perangkat lunak, serta jurnal ilmiah nasional dan internasional terindeks Scopus terkait data mining, algoritma Naïve Bayes, dan tata kelola kredit perbankan [10], [12], [16], [22].

2.2 Variabel dan Indikator Penelitian

Dalam mengoperasionalkan prinsip analisis kredit 5C (*Character, Capacity, Capital, Collateral, Condition*), penelitian ini menetapkan 7 variabel atribut input (X_1 hingga X_7) dan 1 variabel kelas target (Y). Rincian variabel, tipe data, serta rentang kategori ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Variabel dan Indikator Prediksi Kelayakan Kredit

Variabel	Tipe Data	Indikator / Kategori Nilai
X_1 (Jenis Kelamin)	Label Diskrit	Laki-laki (L), Perempuan (P)
X_2 (Umur)	Label Diskrit	17-29, 30-39, 40-49, 50-59, 60-69, 70-80
X_3 (Pekerjaan)	Label Diskrit	Wiraswasta, Karyawan Swasta, PNS
X_4 (Jumlah Pinjaman)	Label Diskrit	Rp 5.000.000 - Rp 49.999.999; Rp 50.000.000 - Rp 99.999.999; Rp 100.000.000 - Rp 149.999.999; Rp 150.000.000 - Rp 200.000.000
X_5 (Waktu Pengembalian)	Label Diskrit	12 bulan, 18 bulan, 24 bulan, 30 bulan, 36 bulan, 48 bulan, 60 bulan
X_6 (Jaminan)	Label Diskrit	Sertifikat Rumah, Sertifikat Tanah, BPKB Mobil
X_7 (Penghasilan)	Label Diskrit	Rp 0 - Rp 5.000.000; Rp 5.000.000 - Rp 10.000.000; Rp 10.000.000 - Rp 15.000.000; Rp 15.000.000 - Rp 20.000.000
Y (Status Kelayakan)	Kelas Target	Lancar, Macet

Berdasarkan Tabel 1, penelitian ini menggunakan tujuh variabel input yang merepresentasikan karakteristik calon debitur dalam proses prediksi kelayakan kredit, yaitu jenis kelamin (X_1), umur (X_2), pekerjaan (X_3), jumlah pinjaman (X_4), waktu pengembalian (X_5), jaminan (X_6), dan penghasilan (X_7). Seluruh variabel input tersebut dikategorikan dalam bentuk label diskrit agar dapat digunakan dalam proses pengolahan dan klasifikasi data. Sementara itu, variabel Y digunakan sebagai kelas target yang menunjukkan status kelayakan kredit dengan dua kategori, yaitu Lancar dan Macet. Penggunaan variabel tersebut diharapkan mampu menggambarkan kondisi calon debitur secara lebih terstruktur sehingga dapat mendukung proses analisis dalam menentukan tingkat kelayakan pemberian kredit.

2.3 Perancangan Algoritma Naïve Bayes

Algoritma Naïve Bayes merupakan metode klasifikasi probabilistik berbasis Teorema Bayes yang mengasumsikan bahwa kehadiran suatu atribut bersifat bebas (independent) dari kehadiran atribut lainnya dalam suatu kelas. Persamaan matematis Teorema Bayes dirumuskan sebagai berikut:



$$P(Y|X) = \frac{P(X|Y).P(Y)}{P(X)} \quad (1)$$

Di mana Y menyatakan variabel kelas target (Lancar atau Macet), dan X menyatakan vektor atribut ($x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7$). Karena nilai $P(X)$ konstan untuk seluruh kelas, keputusan klasifikasi diambil berdasarkan nilai probabilitas posterior tertinggi yang dirumuskan sebagai:

$$P(Y|x_1, x_2, \dots, x_7) \propto P(Y) \prod_{i=1}^7 P(x_i|Y) \quad (2)$$

Prosedur komputasi Naïve Bayes dilaksanakan melalui tahapan berurutan:

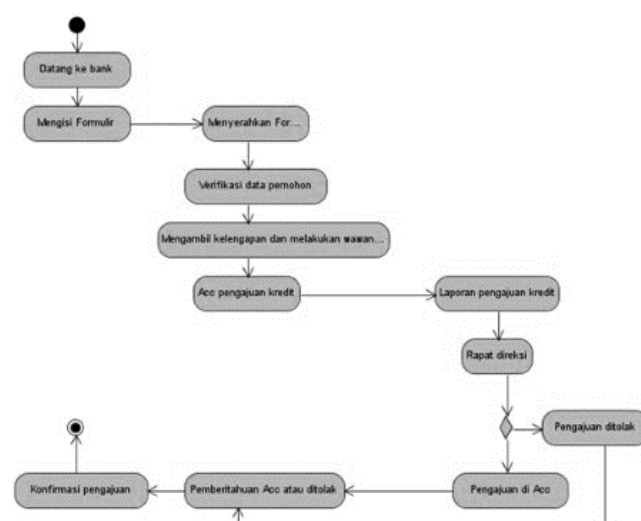
- Menghitung probabilitas prior $P(Y = \text{Lancar})$ dan $P(Y = \text{Macet})$ dari keseluruhan himpunan data latih (data training).
- Menghitung probabilitas kebolehjadian (*likelihood*) $P(x_i|Y = \text{Lancar})$ dan $P(x_i | Y = \text{Macet})$ untuk setiap Atribut x_i .
- Mengalikan seluruh probabilitas kebolehjadian atribut dengan probabilitas prior kelas masing-masing.
- Membandingkan hasil perkalian posterior antar kelas untuk menentukan status kelayakan dengan nilai terbesar.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Requirement Definition dan Analisis Sistem

3.1.1 Analisis Sistem Berjalan

Berdasarkan hasil analisis pada BMT, alur proses bisnis pengajuan pembiayaan yang saat ini berjalan dimulai ketika nasabah mendatangi bagian Marketing untuk mengisi formulir dan melengkapi dokumen fisik seperti fotokopi E-KTP. Petugas Marketing memeriksa kelengkapan administrasi dan melakukan wawancara awal. Berkas permohonan selanjutnya diteruskan kepada Analis Kredit untuk dievaluasi. Analis kredit menilai kelayakan berdasarkan intuisi dan pertimbangan manual, lalu memutuskan apakah permohonan disetujui atau ditolak. Jika disetujui, nasabah menandatangani akad kesepakatan dan dana kredit dicairkan. Proses ini terbukti membutuhkan waktu yang relatif lama serta rawan keputusan yang tidak konsisten akibat belum adanya indikator kuantitatif yang terstandarisasi. Alur sistem berjalan pada gambar 2.



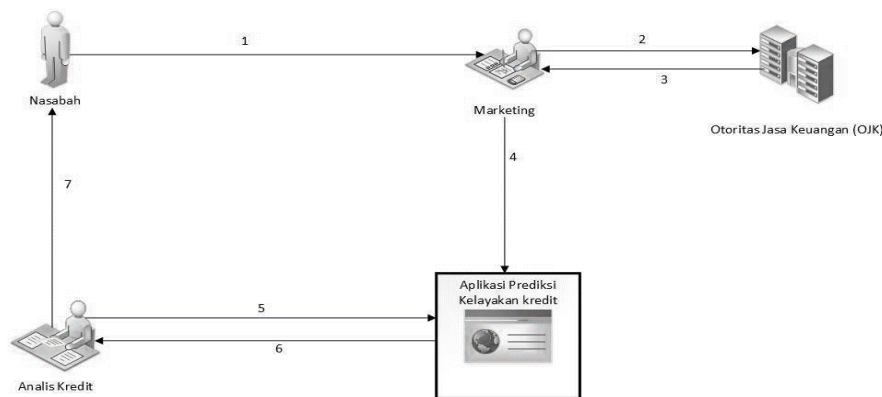
Gambar 2. Sistem Berjalan

Berdasarkan Gambar 2, sistem pengajuan pembiayaan yang berjalan saat ini masih dilakukan melalui tahapan manual yang melibatkan nasabah, bagian Marketing, dan Analis Kredit. Proses dimulai dari pengajuan permohonan dan pemeriksaan kelengkapan dokumen, kemudian dilanjutkan dengan wawancara serta analisis kelayakan pembiayaan oleh Analis Kredit. Keputusan persetujuan atau penolakan masih sangat bergantung pada hasil evaluasi manual dan pertimbangan petugas. Apabila pengajuan disetujui, proses dilanjutkan dengan penandatanganan akad dan pencairan dana, sedangkan pengajuan yang tidak memenuhi kriteria akan ditolak. Alur tersebut menunjukkan bahwa proses pengambilan keputusan belum didukung oleh sistem terkomputerisasi dengan indikator penilaian yang terukur, sehingga berpotensi menimbulkan keterlambatan proses dan ketidakkonsistenan dalam penentuan kelayakan pembiayaan.

3.1.2 Analisis Sistem Usulan

Sebagai pemecahan masalah, dirancang alur sistem usulan yang mengintegrasikan pengujian sistematis berbasis algoritma prediktif. Pada sistem usulan, nasabah mengajukan permohonan dengan menyerahkan dokumen berupa fotokopi E-KTP, Kartu Keluarga (KK), NPWP, Surat Keterangan Usaha (SIUP/SITU/HO), dan pas foto 4x6 sebanyak dua lembar. Bagian Marketing melakukan verifikasi data melalui Sistem Layanan Informasi Keuangan (SLIK) Otoritas Jasa Keuangan (OJK).

Setelah data tervalidasi oleh OJK, petugas Marketing memasukkan data calon nasabah ke dalam aplikasi. Petugas Analis Kredit kemudian menjalankan fitur prediksi berbasis Naïve Bayes. Apabila hasil prediksi menunjukkan status "Macet", analis kredit diwajibkan melakukan peninjauan lapangan secara ekstra hati-hati saat survei lokasi. Sebaliknya, jika hasil prediksi menunjukkan status "Lancar", analis dapat melanjutkan ke verifikasi jaminan dan usaha. Setelah evaluasi akhir disetujui, akad disepakati dan pembiayaan dicairkan. Alur ini memperkuat penerapan prinsip kehati-hatian dalam penyaluran pembiayaan di BMT. Sistem usulan pada gambar 3.



Gambar 3. Sistem Usulan

Berdasarkan Gambar 3, sistem usulan dirancang untuk mendukung proses pengajuan pembiayaan secara lebih terstruktur dengan mengintegrasikan verifikasi data dan prediksi kelayakan menggunakan algoritma Naïve Bayes. Hasil prediksi menjadi informasi pendukung bagi Analis Kredit dalam melakukan verifikasi, survei, dan menentukan kelayakan pembiayaan sehingga proses pengambilan keputusan dapat dilakukan secara lebih objektif, konsisten, dan sesuai dengan prinsip kehati-hatian.

3.2 Desain Sistem Perangkat Lunak (UML)

Perancangan arsitektur logika perangkat lunak dimodelkan menggunakan Unified Modeling Language (UML). Penggunaan UML bertujuan untuk memberikan gambaran terstruktur mengenai interaksi pengguna, alur proses, struktur objek, dan urutan eksekusi pesan dalam aplikasi

3.2.1 Identifikasi Aktor dan Use Case

Sistem aplikasi ini melibatkan 3 aktor utama yang memiliki pembagian hak akses spesifik, sebagaimana dicantumkan pada Tabel 2. Selanjutnya, fungsionalitas utama aplikasi dipetakan ke dalam 9 use case pada Tabel 3. Identifikasi aktor sistem dilakukan untuk menentukan pihak-pihak yang berinteraksi dengan sistem serta hak akses yang dimiliki sesuai dengan perannya. Hasil identifikasi aktor dan deskripsi hak akses pada sistem ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Identifikasi Aktor Sistem

No	Aktor	Deskripsi Hak Akses
1	Admin	Memiliki kewenangan penuh untuk mengelola data akun pengguna (user) aplikasi.
2	Marketing	Menginput dan mengelola data nasabah serta transaksi pengajuan kredit.
3	Analisis Kredit	Mengelola data training, menginput data testing, serta mengeksekusi dan melihat hasil prediksi kelayakan kredit.

Berdasarkan tabel 2, identifikasi aktor yang telah dilakukan, selanjutnya dilakukan identifikasi use case untuk menggambarkan fungsi-fungsi utama yang dapat dijalankan oleh masing-masing aktor dalam sistem. Identifikasi use case sistem beserta deskripsi fungsional dan aktor yang terkait ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Identifikasi Use Case Sistem

No	Use Case	Deskripsi Fungsional	Aktor Terkait
1	Login	Memasukkan username dan password untuk mengautentikasi hak akses masuk aplikasi.	Admin, Marketing, Analis Kredit
2	Mengelola Data User	Menambah, mengubah, dan melihat data akun pegawai/user.	Admin
3	Mengelola Data Nasabah	Menambah, mengubah, dan melihat data profil nasabah.	Marketing
4	Mengelola Data Kredit	Menambah, mengubah, dan melihat data pengajuan kredit nasabah.	Marketing
5	Mengelola Data Training	Menginput dan mengelola data latih historis untuk basis komputasi Naïve Bayes.	Analisis Kredit



No	Use Case	Deskripsi Fungsional	Aktor Terkait
6	Create Data Testing	Menginput parameter data nasabah baru yang akan diprediksi.	Analisis Kredit
7	View Hasil Prediksi	Menampilkan status hasil prediksi dan rincian probabilitas Naïve Bayes.	Analisis Kredit
8	Update Password	Memperbarui kata sandi akun pengguna.	Admin, Marketing, Analisis Kredit
9	Logout	Mengakhiri sesi penggunaan aplikasi.	Admin, Marketing, Analisis Kredit

Berdasarkan tabel 3, alur skenario use case disusun untuk menjamin ketepatan respons sistem. Pada Use Case Login, pengguna memasukkan username dan password, sistem memvalidasi kredensial ke database, dan mengarahkan ke halaman utama sesuai peran. Pada Use Case Create Data Testing, Analisis Kredit mengisi atribut calon nasabah pada halaman perhitungan, kemudian memicu mesin Naïve Bayes untuk mengalkulasi nilai probabilitas.

3.2.2 Pemodelan Berbasis Diagram UML

Struktur data logika dikembangkan melalui Class Diagram yang menghubungkan tabel-tabel utama basis data. Diagram kelas terdiri dari objek Pegawai, Nasabah, Kredit, dan Data_Training. Objek Pegawai terhubung secara one-to-many dengan Nasabah dan Kredit, mengindikasikan bahwa satu petugas dapat menangani banyak entitas nasabah maupun pengajuan kredit. Selain itu, alur eksekusi antar objek dimodelkan melalui Sequence Diagram, yang menggambarkan urutan pertukaran pesan dari antarmuka pengguna, pengontrol logika Naïve Bayes, hingga pemrosesan data pada relasi basis data MySQL.

3.3 Desain Basis Data dan Antarmuka

Rancangan struktur tabel pada basis data MySQL yang digunakan untuk menyimpan seluruh informasi sistem disajikan pada Tabel 4 hingga Tabel 7.

Tabel pegawai digunakan untuk menyimpan data identitas serta informasi akun pengguna yang memiliki akses ke dalam sistem. Struktur tabel pegawai ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Spesifikasi Struktur Tabel Pegawai (pegawai)

Nama Field	Tipe Data	Panjang	Keterangan
nip	Varchar	255	Primary Key
nama	Varchar	255	Nama Lengkap Pegawai
tempat_lahir	Varchar	255	Tempat Lahir
tanggal_lahir	Varchar	255	Tanggal Lahir
alamat	Varchar	255	Alamat Tinggal
jenis_kelamin	Varchar	255	Jenis Kelamin
agama	Varchar	255	Agama
no_telepon	Varchar	255	Nomor Telepon/HP
username	Varchar	255	Username Akun Login
password	Varchar	255	Password Akun Login
jabatan	Varchar	255	Peran Akses (Admin/Marketing/Analisis)

Berdasarkan Tabel 4, tabel pegawai memiliki field nip sebagai *primary key* serta beberapa atribut lain seperti nama, tempat lahir, tanggal lahir, alamat, jenis kelamin, agama, nomor telepon, username, password, dan jabatan. Field jabatan digunakan untuk menentukan peran dan hak akses pengguna, yaitu Admin, Marketing, atau Analisis.

Perancangan basis data dilakukan dengan menentukan struktur tabel yang digunakan untuk menyimpan data nasabah. Spesifikasi struktur tabel nasabah ditunjukkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Spesifikasi Struktur Tabel Nasabah (nasabah)

Nama Field	Tipe Data	Panjang	Keterangan
id_nasabah	Varchar	255	Primary Key
nama_nasabah	Varchar	255	Nama Nasabah
tempat_lahir	Varchar	255	Tempat Lahir
tanggal_lahir	Varchar	255	Tanggal Lahir
alamat	Varchar	255	Alamat Lengkap
jenis_kelamin	Varchar	255	Jenis Kelamin
agama	Varchar	255	Agama
no_telepon	Varchar	255	Nomor Telepon
pendidikan	Varchar	255	Pendidikan Terakhir
pekerjaan	Varchar	255	Jenis Pekerjaan
penghasilan	Varchar	255	Nominal Penghasilan



Nama Field	Tipe Data	Panjang	Keterangan
nip	Varchar	255	Foreign Key (relasi ke pegawai)

Berdasarkan Tabel 5, tabel nasabah digunakan untuk menyimpan data identitas dan informasi pendukung nasabah, seperti nama, tempat dan tanggal lahir, alamat, jenis kelamin, agama, nomor telepon, pendidikan, pekerjaan, dan penghasilan. Field *id_nasabah* berfungsi sebagai *primary key*, sedangkan field *nip* digunakan sebagai *foreign key* yang menghubungkan data nasabah dengan data pegawai.

Selain tabel nasabah, sistem juga membutuhkan tabel kredit yang digunakan untuk menyimpan data pengajuan kredit beserta atribut yang menjadi parameter dalam proses klasifikasi kelayakan kredit. Struktur tabel kredit yang digunakan dalam sistem ditunjukkan pada Tabel 6.

Tabel 6. Spesifikasi Struktur Tabel Kredit (kredit)

Nama Field	Tipe Data	Panjang	Keterangan
id_kredit	Varchar	255	Primary Key
id_nasabah	Varchar	255	Foreign Key (relasi ke nasabah)
jenis_kel	Varchar	255	Jenis Kelamin
umur	Varchar	255	Kategori Usia
pekerjaan	Varchar	255	Pekerjaan
jml_pinjaman	Varchar	255	Nominal Pinjaman
waktu_pengembalian	Varchar	255	Tenor (Bulan)
jaminan	Varchar	255	Jenis Jaminan
penghasilan	Varchar	255	Kategori Penghasilan
nip	Varchar	255	Foreign Key (relasi ke pegawai)

Berdasarkan Tabel 6, tabel kredit digunakan untuk menyimpan data pengajuan pembiayaan serta atribut yang digunakan dalam proses klasifikasi kelayakan kredit, meliputi jenis kelamin, umur, pekerjaan, jumlah pinjaman, waktu pengembalian, jaminan, dan penghasilan. Field *id_kredit* berfungsi sebagai *primary key*, sedangkan *id_nasabah* dan *nip* digunakan sebagai *foreign key* yang menghubungkan data kredit dengan tabel nasabah dan pegawai.

Data historis yang digunakan sebagai dasar proses klasifikasi Naïve Bayes disimpan dalam tabel data training. Tabel ini memuat atribut-atribut nasabah dan pengajuan kredit beserta kategori kelas yang digunakan sebagai data latih untuk proses prediksi. Spesifikasi struktur tabel data training ditunjukkan pada Tabel 7.

Tabel 7. Spesifikasi Struktur Tabel Data Training (data_training)

Nama Field	Tipe Data	Panjang	Keterangan
id_dataTraining	Varchar	255	Primary Key
id_nasabah	Varchar	255	Foreign Key (relasi ke nasabah)
jenis_kelamin	Varchar	255	Jenis Kelamin
Umur	Varchar	255	Kategori Usia
Pekerjaan	Varchar	255	Jenis Pekerjaan
jml_pinjaman	Varchar	255	Jumlah Pinjaman
waktu_pengembalian	Varchar	255	Tenor Pembiayaan
Jaminan	Varchar	255	Jenis Agunan
penghasilan	Varchar	255	Rentang Penghasilan
Kategori	Varchar	255	Label Kelas Target (Lancar/Macet)
nip	Varchar	255	Foreign Key (relasi ke pegawai)

Berdasarkan Tabel 7, tabel *data_training* digunakan untuk menyimpan data historis yang menjadi dasar proses klasifikasi Naïve Bayes. Data tersebut mencakup atribut nasabah, informasi pengajuan kredit, serta kategori kelas target berupa Lancar atau Macet. Field *id_dataTraining* berfungsi sebagai *primary key*, sedangkan *id_nasabah* dan *nip* digunakan sebagai *foreign key* yang menghubungkan data training dengan tabel nasabah dan pegawai.

Antarmuka pengguna (User Interface) dirancang dengan mengutamakan kemudahan operasional. Tampilan utama aplikasi disesuaikan dengan peran pengguna:

- Antarmuka Login: Menyediakan form untuk memasukkan akun kredensial.
- Antarmuka Admin: Menampilkan menu manajemen data pegawai dan pengelolaan akun pengguna.
- Antarmuka Marketing: Menyediakan form pendaftaran nasabah dan pengelolaan data pengajuan kredit.
- Antarmuka Analis Kredit: Menampilkan menu data training, form pengisian data testing, serta halaman hasil prediksi yang menyajikan nilai probabilitas posterior.

3.4 Implementasi dan Simulasi Perhitungan Algoritma Naïve Bayes

3.4.1 Himpunan Data Latih (Data Training)

Eksperimen klasifikasi dilakukan dengan memanfaatkan data latih historis yang terdiri atas 10 rekam transaksi kredit nasabah BMT. Data latih tersebut memuat tujuh atribut prediktor, yaitu jenis kelamin (X1), umur (X2), pekerjaan (X3),



jumlah pinjaman (X4), jangka waktu (X5), jaminan (X6), dan penghasilan (X7), serta satu atribut kelas target (Y) berupa status kelayakan kredit, yaitu Lancar atau Macet. Data training historis yang digunakan dalam proses klasifikasi Naïve Bayes ditunjukkan pada Tabel 8.

Tabel 8. Data Training Historis Pembiayaan Nasabah BMT

No	Nama	Jenis Kelamin (X1)	Umur (X2)	Pekerjaan (X3)	Jumlah Pinjaman (X4)	Jangka Waktu (X5)	Jaminan (X6)	Penghasilan (X7)	Status (Y)
1	Agung	L	40-49	Wiraswasta	100.000.000-149.999.999	60	Sertifikat Rumah	0 – 5 jt	Lancar
2	Aan	L	30-39	Karyawan Swasta	100.000.000-149.999.999	36	BPKB MB	5jt – 10jt	Macet
3	Saipul	L	21-29	Karyawan Swasta	150.000.000-200.000.000	24	BPKB MB	0 – 5 jt	Lancar
4	Lintang	P	40-49	Wiraswasta	5.000.000-49.999.999	24	Sertifikat Rumah	0 – 5 jt	Lancar
5	Ratih	P	30-39	PNS	50.000.000-99.999.999	36	Sertifikat Rumah	0 – 5 jt	Macet
6	Fendy	L	40-49	Karyawan Swasta	100.000.000-149.999.999	60	Sertifikat Rumah	5jt – 10jt	Lancar
7	Manto	L	30-39	Karyawan Swasta	100.000.000-149.999.999	36	BPKB MB	0 – 5 jt	Lancar
8	DWI C	P	21-29	PNS	50.000.000-99.999.999	60	Sertifikat Rumah	0 – 5 jt	Lancar
9	Itmam	L	40-49	Karyawan Swasta	100.000.000-149.999.999	36	BPKB MB	0 – 5 jt	Macet
10	Ernis	P	30-39	Wiraswasta	100.000.000-149.999.999	36	BPKB MB	0 – 5 jt	Macet

Berdasarkan tabel 8, dari data latih dihitung nilai probabilitas prior untuk masing-masing kelas target Y:

Total data latih (N) = 10

Jumlah sampel kelas $Y = \text{Lancar}$ (N_{Lancar}) = 6

Jumlah sampel kelas $Y = \text{Macet}$ (N_{Macet}) = 4

Perhitungan probabilitas prior kelas:

$$P(Y = \text{Lancar}) = \frac{6}{10} = 0,60$$

$$P(Y = \text{Macet}) = \frac{4}{10} = 0,40$$

3.4.2 Simulasi Data Testing dan Perhitungan Probabilitas

Simulasi pengujian dilakukan menggunakan sampel data uji (data testing) permohonan kredit nasabah baru atas nama Chang Agus / Hasbi Izhar dengan rincian atribut sebagai berikut:

Jenis Kelamin (X_1): Laki-laki (L)

Umur (X_2): 36 tahun (Kategori 30-39)

Pekerjaan (X_3): Karyawan Swasta

Jumlah Pinjaman (X_4): Rp 110.000.000 (Kategori 100.000.000 - 149.999.999)

Jangka Waktu Pengembalian (X_5): 24 bulan

Jaminan (X_6): BPKB MB

Penghasilan (X_7): Rp 5.000.000 - Rp 10.000.000

Status Kelayakan (Y): ? (Diprediksi)

Langkah awal komputasi adalah menghitung nilai probabilitas kebolehjadian (*likelihood*) atribut terhadap kelas $Y = \text{Lancar}$:

$$P(X_1 = L | Y = \text{Lancar}) = \frac{4}{6} \approx 0,67$$

$$P(X_2 = 30-39 | Y = \text{Lancar}) = \frac{1}{6} \approx 0,167$$

$$P(X_3 = \text{Karyawan Swasta} | Y = \text{Lancar}) = \frac{3}{6} = 0,50$$

$$P(X_4 = 100M-149.9M | Y = \text{Lancar}) = \frac{3}{6} = 0,50$$

$$P(X_5 = 24 | Y = \text{Lancar}) = \frac{3}{6} = 0,50$$

$$P(X_6 = \text{BPKB MB} | Y = \text{Lancar}) = \frac{2}{6} \approx 0,33$$

$$P(X_7 = 5jt-10jt | Y = \text{Lancar}) = \frac{1}{6} \approx 0,167$$

Selanjutnya, dihitung nilai posterior kelas $Y = \text{Lancar}$:



$$P(X|Lancar) \cdot P(Lancar) = 0,67 \times 0,167 \times 0,50 \times 0,50 \times 0$$

Langkah berikutnya adalah menghitung nilai probabilitas kebolehjadian (likelihood) atribut terhadap kelas $Y = \text{Macet}$:

$$P(X_1 = L | Y = \text{Macet}) = \frac{2}{4} = 0,50$$

$$P(X_2 = 30-39 | Y = \text{Macet}) = \frac{3}{4} = 0,75$$

$$P(X_3 = \text{Karyawan Swasta} | Y = \text{Macet}) = \frac{2}{4} = 0,50$$

$$P(X_4 = 100M-149.9M | Y = \text{Macet}) = \frac{3}{4} = 0,75$$

$$P(X_5 = 24 | Y = \text{Macet}) = \frac{2}{4} = 0,50$$

$$P(X_6 = \text{BPKB MB} | Y = \text{Macet}) = \frac{3}{4} = 0,75$$

$$P(X_7 = 5jt-10jt | Y = \text{Macet}) = \frac{1}{4} = 0,25$$

Selanjutnya, dihitung nilai posterior kelas $Y = \text{Macet}$:

$$P(X|\text{Macet}) \cdot P(\text{Macet}) = 0,50 \times 0,75 \times 0,50 \times 0,75 \times 0,50$$

3.4.3 Analisis Keputusan Prediksi

Perbandingan nilai probabilitas posterior kedua kelas menunjukkan:

Nilai Probabilitas Kelas Macet: 0,0052734375

Nilai Probabilitas Kelas Lancar: 0,0004624693425

Karena nilai probabilitas posterior kelas Macet (0,0052734375) lebih besar dibandingkan kelas Lancar (0,0004624693425), maka algoritma Naïve Bayes memutuskan bahwa status kelayakan calon nasabah tersebut adalah Macet. Hasil komputasi manual ini terbukti persis sama dengan output yang dihasilkan oleh aplikasi, yang mengonfirmasi ketepatan kalkulasi mesin algoritma. Informasi ini memberikan petunjuk awal bagi analisis kredit BMT untuk tidak merekomendasikan pencairan kredit guna mencegah timbulnya kredit bermasalah.

3.5 Pengujian Sistem (User Acceptance Testing)

Pengujian fungsi aplikasi dilakukan melalui User Acceptance Testing (UAT) bersama pihak BMT. Pengujian ini bertujuan untuk memastikan seluruh fitur aplikasi berjalan sesuai dengan rancangan fungsional. Rekapitulasi hasil UAT disajikan pada Tabel 9.

Tabel 9. Rekapitulasi Hasil User Acceptance Testing (UAT)

No	Deskripsi Skenario Pengujian	Hasil yang Diharapkan	Hasil Pengujian	Keterangan
1	Mengisi formulir login dan menekan tombol login.	Sistem memvalidasi kredensial dan menampilkan halaman utama aplikasi.	Berhasil	Berhasil masuk jika input username dan password sesuai.
2	Mengisi formulir data pegawai dan menekan tombol simpan.	Data tersimpan ke database dan diperbarui pada tabel data pegawai.	Berhasil	Fungsi pengelolaan data pegawai berjalan valid.
3	Mengisi formulir data nasabah dan menekan tombol simpan.	Data tersimpan ke database dan diperbarui pada tabel data nasabah.	Berhasil	Fungsi penginputan data nasabah berjalan valid.
4	Mengisi formulir transaksi kredit dan menekan tombol simpan.	Data transaksi kredit tersimpan ke database dan diperbarui pada tabel kredit.	Berhasil	Integrasi data kredit nasabah berjalan valid.
5	Mengisi formulir data training dan menekan tombol simpan.	Data latih tersimpan dan siap digunakan untuk acuan komputasi Naïve Bayes.	Berhasil	Pengelolaan data latih berjalan valid.
6	Mengisi formulir data testing dan menekan tombol hitung.	Sistem memproses algoritma Naïve Bayes serta menampilkan hasil prediksi dan rincian probabilitas.	Berhasil	Kalkulasi prediktif Naïve Bayes berjalan valid.

Berdasarkan tabel 9, hasil pengujian UAT pada Tabel 9 menunjukkan tingkat keberhasilan fungsional sebesar 100%. Hal ini mengindikasikan bahwa seluruh komponen aplikasi telah berfungsi dengan baik dan siap diimplementasikan untuk mendukung operasional BMT.

3.6 Pembahasan

Penerapan algoritma Naïve Bayes pada BMT terbukti mampu mengotomatisasi proses evaluasi kelayakan kredit secara terukur dan objektif. Penggunaan 7 atribut yang mewakili kriteria 5C memberikan gambaran komprehensif mengenai profil risiko calon debitur [20], [21]. Temuan ini selaras dengan penelitian Prasetyo dan Lestari yang menunjukkan



keandalan Naïve Bayes dalam memprediksi kelayakan kredit. Hasil ini juga mendukung temuan Handoko et al., mengenai efisiensi komputasi Naïve Bayes yang cocok untuk aplikasi berbasis mikro. Keberhasilan sistem ini dalam menekan bias analisis sejalan dengan hasil studi Rahmawati dan Nugroho serta Wijaya et al., di mana penggunaan DSS berbasis web mampu mempercepat durasi evaluasi dan memberikan dasar keputusan yang lebih objektif.

Kelebihan utama dari sistem yang dikembangkan ini adalah kemampuannya dalam memberikan peringatan dini (early warning) bagi analisis kredit melalui kalkulasi nilai probabilitas posterior. Pembagian peran akses pengguna (Admin, Marketing, Analisis Kredit) juga menjamin tata kelola data yang aman dan teratur pada BMT.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis, perancangan, implementasi, dan pengujian yang telah dilakukan, dapat ditarik beberapa kesimpulan yaitu Algoritma Naïve Bayes telah berhasil diterapkan untuk memprediksi kelayakan kredit nasabah BMT. Pemodelan probabilistik ini mampu memproses data latih historis menjadi acuan prediksi yang akurat untuk mengelompokkan calon nasabah ke dalam kategori status "Lancar" atau "Macet". Tujuh variabel atribut input (jenis kelamin, umur, pekerjaan, jumlah pinjaman, jangka waktu pengembalian, jaminan, dan penghasilan) yang disusun dari prinsip analisis kredit 5C terbukti efektif sebagai indikator pemeta risiko pembiayaan. Hasil simulasi komputasi data testing menunjukkan bahwa algoritma Naïve Bayes memberikan keputusan prediktif secara presisi, di mana nilai probabilitas posterior kelas "Macet" (0,0052734375) lebih tinggi daripada kelas "Lancar" (0,0004624693425) pada sampel nasabah berisiko. Pengujian sistem melalui User Acceptance Testing (UAT) mengonfirmasi bahwa seluruh fitur aplikasi berfungsi dengan baik dengan tingkat keberhasilan 100%. Sistem pendukung keputusan berbasis web ini terbukti mampu mempercepat proses evaluasi, mengurangi subjektivitas analisis kredit, serta membantu BMT dalam menekan potensi kredit bermasalah (Non-Performing Loan). Saran untuk penelitian selanjutnya meliputi penambahan jumlah data latih, pengujian algoritma klasifikasi lain seperti Random Forest atau Support Vector Machine (SVM) untuk komparasi performa, serta penambahan atribut analisis keuangan yang lebih mendalam seperti rasio angsuran terhadap pendapatan. Penerapan aplikasi ini disarankan untuk dijadikan bagian dari prosedur standar evaluasi kelayakan pembiayaan di BMT.

REFERENCES

- [1] D. Siamat and R. Hidayat, *Manajemen Lembaga Keuangan: Kebijakan Pembiayaan dan Pengelolaan Risiko Kredit Syariah*, 4th ed. Jakarta, Indonesia: Penerbit Salemba Empat, 2022.
- [2] E. Turban, R. Sharda, and D. Delen, *Decision Support and Business Intelligence Systems*, 10th ed. Boston, MA, USA: Pearson Education, 2022.
- [3] J. Han, M. Kamber, and J. Pei, *Data Mining: Concepts and Techniques*, 4th ed. San Francisco, CA, USA: Morgan Kaufmann, 2022.
- [4] P. Wijaya, R. Setiawan, and H. Kusuma, "Implementation of Naïve Bayes algorithm for loan eligibility prediction in rural banks," *Journal of Computer and Information Technology*, vol. 12, no. 1, pp. 33–41, 2023, doi: 10.24843/jcit.v12i1.678.
- [5] D. Prasetyo and H. Lestari, "Application of Naïve Bayes algorithm for classifying credit worthiness of bank customers," *Indonesian Journal of Computer Science*, vol. 10, no. 3, pp. 112–120, 2022.
- [6] A. Handoko, R. Sari, and D. Putra, "Comparative analysis of Naïve Bayes, decision tree, and KNN algorithms for credit risk prediction," *International Journal of Data Science and Machine Learning*, vol. 4, no. 2, pp. 45–53, 2022.
- [7] A. Rahmawati and B. Nugroho, "Decision support system for loan eligibility assessment using Naïve Bayes classifier," *International Journal of Artificial Intelligence Research*, vol. 5, no. 2, pp. 78–87, 2022.
- [8] E. Santoso and L. Dewi, "Credit scoring system using Naïve Bayes algorithm in vehicle financing company," *Journal of Applied Machine Learning*, vol. 6, no. 4, pp. 201–210, 2022.
- [9] I. H. Witten, E. Frank, M. A. Hall, and C. J. Pal, *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques*, 5th ed. Burlington, MA, USA: Morgan Kaufmann, 2022.
- [10] H. Zhang and X. Wang, "Probability estimation and categorical Naïve Bayes optimization in small sample credit scoring," *Heliyon*, vol. 8, no. 9, p. e10452, 2022, doi: 10.1016/j.heliyon.2022.e10452.
- [11] N. Zulfa and A. Putri, "Credit risk classification using Naïve Bayes algorithm in microfinance institutions," *Journal of Information Technology Research*, vol. 13, no. 3, pp. 142–150, 2022.
- [12] S. Kyeong and J. Shin, "Two-stage credit scoring using Bayesian approach," *Journal of Big Data*, vol. 9, no. 1, p. 42, 2022, doi: 10.1186/s40537-022-00591-1.
- [13] A. Susilo, "Perbandingan kinerja K-Nearest Neighbors dan Naive Bayes untuk klasifikasi perilaku nasabah pada pembayaran kredit bank," *Jurnal Tekno Kompak*, vol. 17, no. 1, pp. 102–113, 2023.
- [14] A. Surahman and U. Hayati, "Implementasi algoritma Naïve Bayes untuk prediksi kelayakan kredit pembiayaan," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 7, no. 1, pp. 347–352, 2023.
- [15] A. D. Cahyo, "Metode Naive Bayes untuk klasifikasi risiko kredit lembaga keuangan mikro," *Teknologi Pintar*, vol. 3, no. 2, pp. 55–64, 2023.
- [16] L. V. Castro, M. A. Gomez, and R. C. Perez, "Machine learning for credit risk prediction: A systematic literature review," *Data*, vol. 8, no. 11, p. 169, 2023, doi: 10.3390/data8110169.
- [17] A. Astofa and E. Sutono, "Implementasi algoritma Naïve Bayes untuk memprediksi kelayakan kredit nasabah," *Logika: Jurnal Ilmu Komputer dan Pendidikan*, vol. 2, no. 3, pp. 766–775, 2024.
- [18] G. A. P. S. Antari, G. I. Setiawan, and I. A. P. F. Imawati, "Implementasi metode Naïve Bayes untuk prediksi kelayakan bantuan modal dan kredit usaha," *Jurnal Manajemen dan Teknologi Informasi*, vol. 15, no. 1, pp. 12–21, 2024.
- [19] Kusnaeni, H. Husain, and M. R. Nisardi, "Penerapan Naïve Bayes dalam klasifikasi kelayakan kredit nasabah bank," *Prosiding Seminar Nasional Statistika dan Aktuaria*, vol. 3, pp. 88–96, 2024.



- [20] H. P. Herlambang, F. Saputra, and D. Puspitasari, "Application of machine learning for credit scoring prediction in Islamic microfinance," *Journal of Islamic Finance and Administration Science*, vol. 22, no. 1, pp. 3–24, 2025.
- [21] R. Fauzi and F. Hamami, "Advanced credit scoring with Naive Bayes algorithm: Improving accuracy and reliability in financial risk assessment," *Jurnal E-Komtek (Elektro-Komputer-Teknik)*, vol. 8, no. 2, pp. 399–409, 2024.
- [22] S. R. Shinde and A. S. Aphale, "Machine learning models and metaheuristics for individual credit risk assessment: A survey," *Journal of Risk and Financial Management*, vol. 19, no. 2, p. 108, 2026, doi: 10.3390/jrfm19020108.