

Sistem Pendukung Keputusan Pemberian Kredit berdasarkan Klasifikasi Kelancaran Pembayaran Kredit Menggunakan Metode VIKOR pada Bank XYZ

Daniel Hartono, Leo Willyanto Santoso, Silvia Rostianingsih
Program Studi Informatika Fakultas Teknologi Industri Universitas Kristen Petra

Jl. Siwalankerto 121 – 131 Surabaya 60236
Telp. (031) – 2983455, Fax. (031) – 8417658

E-mail: danielhartono00@gmail.com, leow@petra.ac.id, silvia@petra.ac.id

ABSTRAK

Bank harus melakukan penilaian yang kompleks sebelum dapat menentukan siapa calon debitur yang paling layak yang dapat diberikan pinjaman. Hal tersebut dikarenakan adanya faktor keterbatasan dana dan resiko terjadinya kasus kredit macet. Keterbatasan tenaga kerja dan proses yang masih manual menyebabkan keseluruhan proses pemberian pinjaman pada Bank XYZ rawan terhadap *human error* dan menjadi tidak efisien. Sebagai solusi bagi Bank XYZ untuk mengatasi permasalahan yang ada, diperlukan sebuah sistem pendukung keputusan pemberian kredit yang dapat membantu Bank XYZ dalam memilih dan menentukan calon debitur yang dapat diberikan pinjaman. Oleh karena itu, pada penelitian ini digunakan metode *K-Nearest Neighbor* untuk membantu Bank XYZ dalam memprediksi kelancaran pembayaran kredit seorang calon debitur. Kemudian, pada penelitian ini dilanjutkan dengan perankingan menggunakan metode *VIKOR* untuk menentukan siapa calon debitur yang paling ideal untuk diberikan pinjaman. Berdasarkan hasil pengujian klasifikasi baik dengan menggunakan data *training* maupun data baru, diperoleh akurasi tertinggi sebesar 100% pada setiap jenis pinjaman. Berdasarkan hasil pengujian *ranking* diperoleh akurasi perankingan pinjaman usaha sebesar 83,33%, akurasi perankingan pinjaman konsumtif sebesar 80,33%, dan akurasi perankingan pinjaman aneka guna sebesar 70%. Hasil evaluasi kuesioner dalam pengujian sistem yang dilakukan oleh 6 responden menilai desain aplikasi 76,67% baik, fungsionalitas aplikasi 86,67% baik, kemudahan penggunaan aplikasi 83,33% baik, aplikasi menjawab kebutuhan 86,67% baik, dan keseluruhan aplikasi 90% baik.

Kata Kunci: sistem pendukung keputusan, klasifikasi, VIKOR, k-nearest neighbor

ABSTRACT

Banks must carry out complex assessments before being able to determine who is the most eligible prospective debtor who can be given a loan. This is due to limited funds and the risk of bad credit cases. The limited manpower and manual processes cause the whole process of lending at XYZ Bank to be prone to human error and become inefficient. As a solution for XYZ Bank to overcome existing problems, a credit decision support system is needed that can assist XYZ Bank in selecting and determining prospective debtors who can be given loans. Therefore, in this study, the K-Nearest Neighbor method was used to assist XYZ Bank in predicting the smoothness of credit payments of a prospective debtor. Then, this research continues with ranking using the VIKOR method to determine who is the most ideal debtor candidate to be given a loan. Based on the results of the classification test using both training data and new data, the highest accuracy is

obtained at 100% for each type of loan. Based on the results of the ranking test, the accuracy of the business loans ranking is 83.33%, the accuracy of the consumer loans ranking is 80.33%, and the accuracy of the various-purpose loans ranking is 70%. The results of the questionnaire evaluation in system testing conducted by 6 respondents assessed that the application design was 76.67% good, the application functionality was 86.67% good, the ease of use of the application was 83.33% good, the application answered the needs was 86.67% good, and the overall application was 90% good.

Keywords: decision support system, classification, VIKOR, k-nearest neighbor

1. PENDAHULUAN

Sebelum memutuskan untuk memberikan suatu pinjaman kepada nasabah, pihak Bank XYZ harus melakukan analisa terhadap calon debiturnya terlebih dahulu berdasarkan persyaratan – persyaratan yang berlaku. Hal tersebut dilakukan untuk menghindari resiko terjadinya kredit macet atau gagal bayar yang akan memberikan kerugian bagi kedua belah pihak baik kreditur maupun debitur [1]. Oleh karena itu, Bank XYZ harus mampu menilai apakah calon debitur tersebut akan mampu memenuhi seluruh kewajiban kreditnya hingga saat jatuh tempo atau berpotensi untuk mengalami kredit macet di kemudian hari.

Apabila seorang calon debitur telah dinilai mampu untuk menjalankan seluruh kewajiban kreditnya, Bank XYZ akan mempertimbangkan kembali terkait pemberian kreditnya. Pertimbangan ini dilakukan dikarenakan adanya keterbatasan jumlah ketersediaan dana yang dapat diberikan sebagai pinjaman dalam suatu waktu tertentu. Untuk itu, Bank XYZ harus menyeleksi dan menilai siapa calon debitur yang terbaik yang dapat diberikan pinjaman dan calon debitur yang terpaksa harus ditolak.

Keseluruhan proses penilaian kelancaran pembayaran kredit seorang calon debitur pada Bank XYZ juga masih dilakukan secara manual. Proses penilaian kelancaran pembayaran kredit seorang calon debitur dilakukan oleh para karyawan divisi kredit Bank XYZ. Sedangkan, proses pengambilan keputusan final yang dilakukan oleh manajer divisi kredit juga masih didasarkan pada intuisi dan pengalaman dari manajer divisi kredit.

Sebagai solusi bagi Bank XYZ agar keseluruhan proses pemberian kreditnya dapat berjalan dengan lebih cepat, akurat, dan efisien, perlu adanya sebuah Sistem Pendukung Keputusan (SPK) [3] yang dapat membantu pengambil keputusan dalam melakukan klasifikasi kelancaran pembayaran kredit oleh para calon debitur dan juga penentuan ranking prioritas untuk menentukan calon

debitur terbaik terkait pemberian kredit pada Bank XYZ [7]. Proses klasifikasi kelancaran pembayaran kredit akan dilakukan dengan menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* (K-NN) [8]. Hasil dari proses klasifikasi kelancaran pembayaran kredit adalah dengan pemberian label status “kredit lancar” atau “kredit macet” pada masing – masing data calon debitur. Sedangkan proses perankingan prioritas pemberian kredit akan dilakukan dengan menggunakan metode *VIKOR* [9].

2. LANDASAN TEORI

2.1 *K-Nearest Neighbor* (K-NN)

Metode *K-Nearest Neighbor* (K-NN) adalah sebuah metode yang digunakan sebagai klasifikasi terhadap objek berdasarkan data pembelajaran yang jaraknya paling dekat dengan objek tersebut [11]. Metode K-NN terbagi menjadi dua fase, yaitu fase pembelajaran (*training*) dan fase klasifikasi atau pengujian (*testing*) [2]. Metode K-NN cukup mudah untuk diimplementasikan karena bekerja menurut jarak terdekat dari *query instance* ke *sample* latih untuk menentukan tetangga terdekatnya [5]. Jarak dekat atau jauhnya tetangga dihitung dengan menggunakan jarak *Euclidean Distance* yang dapat dilihat pada persamaan 1.

$$d = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (1)$$

Berikut merupakan langkah – langkah untuk menghitung metode K-NN:

- Menentukan nilai parameter k.
- Menghitung jarak antara data *training* dan data *testing* dengan menggunakan perhitungan jarak *Euclidean Distance*.
- Mengurutkan jarak *euclid* yang terbentuk dari yang paling kecil.
- Menentukan jarak terdekat sampai urutan ke k.
- Mengumpulkan *label class* Y (klasifikasi *Nearest Neighbor*).
- Menghitung jumlah kelas dari tetangga terdekat yang terbanyak dan tetapan kelas tersebut sebagai kelas data yang akan dievaluasi.

2.2 *VIKOR*

Metode *VIKOR* merupakan sebuah metode yang digunakan pada *Multi Attribute Decision Making* (MADM) dengan melihat solusi atau alternatif terdekat sebagai pendekatan terhadap solusi ideal dalam perankingan [9]. Metode ini berfokus pada perankingan dan pemilihan dari sejumlah alternatif, meskipun kriterianya saling bertentangan [12]. Metode *VIKOR* menggunakan indeks peringkat multi-kriteria berdasarkan ukuran tertentu dari kedekatan dengan solusi ideal. Langkah – langkah untuk menghasilkan perankingan multi-kriteria dengan metode *VIKOR* adalah sebagai berikut [6]:

- Membuat matriks keputusan (F) dengan menyusun setiap kriteria dan alternatif yang ada ke dalam bentuk matriks F.
- Menentukan bobot untuk setiap kriteria (W). Jumlah total nilai bobot harus sama dengan 1.
- Membuat matriks normalisasi (N) dengan rumus yang dapat dilihat pada persamaan 2.

$$N_{ij} = \frac{(f_j^+ - f_{ij})}{(f_j^+ - f_j^-)} \quad (2)$$

Penentuan nilai data terbaik/positif (f_j^+) dan terburuk/negatif (f_j^-) atau dikenal juga dengan istilah *Benefit* dan *Cost* ditentukan oleh jenis data variabel penelitian *higher-the-better* (HB) atau *lower-the-better* (LB). Penentuan nilai data

terbaik/positif (f_j^+) dan terburuk/negatif (f_j^-) dapat dilihat pada persamaan 3 dan persamaan 4.

$$f_j^+ = \max (f_{1j}, f_{2j}, f_{3j}, \dots, f_{mj}) \quad (3)$$

$$f_j^- = \min (f_{1j}, f_{2j}, f_{3j}, \dots, f_{mj}) \quad (4)$$

- Membuat normalisasi bobot (F^*) dengan melakukan perkalian antara matriks ternormalisasi (N) dengan nilai bobot kriteria (W). Perhitungan normalisasi bobot dapat dilihat pada persamaan 5.

$$F_{ij}^* = w_j \times N_{ij} \quad (5)$$

- Menghitung *Utility Measures* (S) dan *Regret Measures* (R) dengan rumus yang dapat dilihat pada persamaan 6 dan persamaan 7.

$$S_i = \sum_{j=1}^n w_j \frac{(f_j^+ - f_{ij})}{(f_j^+ - f_j^-)} \quad (6)$$

$$R_i = \max_j \left[w_j \frac{(f_j^+ - f_{ij})}{(f_j^+ - f_j^-)} \right] \quad (7)$$

- Menghitung indeks *VIKOR* (Q) untuk setiap alternatif i nya dengan rumus yang dapat dilihat pada persamaan 8.

$$Q_i = v \left[\frac{(S_i - S^-)}{(S^+ - S^-)} \right] + (1 - v) \left[\frac{(R_i - R^-)}{(R^+ - R^-)} \right] \quad (8)$$

- Melakukan perankingan alternatif. Pengurutan perankingan ditentukan dari nilai indeks *VIKOR* (Qi) yang paling rendah dengan solusi kompromi sebagai solusi ideal. Solusi kompromi ditentukan dari alternatif yang memiliki peringkat terbaik dengan mengukur indeks *VIKOR* yang minimum, apabila 2 kondisi pada persamaan 9 dan persamaan 10 ini terpenuhi:

- Kondisi 1: *Acceptable Advantage*

$$Q_{(A_2)} - Q_{(A_1)} \geq DQ \quad (9)$$

$$DQ = \frac{1}{(m-1)} \quad (10)$$

- Kondisi 2: *Acceptable Stability in Decision Making*

Alternatif A1 juga harus menjadi peringkat terbaik dalam semua perhitungan perankingan. Solusi kompromi ini stabil dalam proses pengambilan keputusan pada saat *voting by majority rule* ($v > 0,5$), atau *by consensus* ($v \approx 0,5$), atau *with veto* ($v < 0,5$).

Jika salah satu kondisi tidak memenuhi, maka solusi kompromi dapat diajukan sebagai berikut:

- Memilih alternatif A1 dan A2, jika hanya kondisi 2 yang tidak terpenuhi, atau
- Memilih alternatif A1, A2, ... , Am, jika kondisi 1 yang tidak terpenuhi. Alternatif Am dapat dirumuskan pada persamaan 11.

$$Q_{(A_m)} - Q_{(A_1)} < DQ \quad (11)$$

2.3 *Confusion Matrix*

Confusion matrix merupakan sebuah tabel dengan 4 kombinasi berbeda dari nilai prediksi dan nilai aktual untuk melakukan pengukuran performa dalam masalah klasifikasi *machine learning*, dimana keluaran dapat berupa dua kelas atau lebih. Ada empat istilah yang merupakan representasi hasil proses klasifikasi pada *confusion matrix* yaitu *True Positif*, *True Negatif*, *False Positif*, dan *False Negatif* [4]. Berdasarkan hasil dari tabel *confusion matrix*,

dapat dihitung nilai akurasi, *precision*, *recall*, dan *f1-score* yang dirumuskan pada persamaan 12, 13, 14, dan 15.

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \quad (12)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (13)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (14)$$

$$f1 - score = \frac{2 \times Presisi \times Recall}{Presisi + Recall} \quad (15)$$

2.4 Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

MAPE merupakan sebuah alat statistik yang digunakan untuk mengukur tingkat keakuratan suatu model statistik dalam melakukan prediksi atau peramalan [10]. Perhitungan dilakukan dengan menghitung nilai absolut dari selisih data aktual dengan data peramalan yang dibagi dengan data aktual. Nilai tersebut kemudian akan dikalikan dengan 100% untuk mendapatkan persentase *error* dari data tersebut. Kemudian, seluruh nilai persentase *error* yang telah dihitung akan dirata – rata untuk mendapatkan tingkat akurasi rata – rata dari penelitian tersebut. Perhitungan nilai MAPE dapat dirumuskan dengan persamaan 16.

$$MAPE = \frac{\left(\sum_{i=1}^n \left| \frac{A_i - F_i}{A_i} \right| \times 100\% \right)}{n} \quad (16)$$

3. DESAIN SISTEM

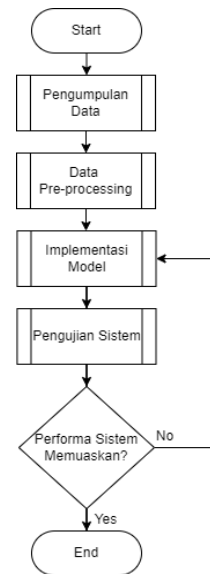
3.1 Analisa Permasalahan dan Kebutuhan

Sebelum memberikan suatu pinjaman kepada calon debiturnya, Bank XYZ harus melakukan analisa dan penilaian terhadap para calon debiturnya terlebih dahulu. Proses tersebut diperlukan guna menghindari potensi terjadinya kasus kredit macet yang dapat merugikan pihak Bank XYZ. Proses analisa dan penilaian terhadap data seorang calon debitur masih dilakukan secara manual oleh para karyawan divisi kredit Bank XYZ. Keseluruhan proses yang masih manual tentu rawan akan terjadinya *human error*, serta memakan waktu yang sangat lama. Faktor lainnya yaitu adanya keterbatasan ketersediaan dana yang dapat diberikan sebagai pinjaman. Oleh karena itu, Bank XYZ harus menentukan terlebih dahulu siapa calon debitur yang paling layak dan ideal untuk diberikan pinjaman. Proses pengambilan keputusan final terkait keputusan pemberian kredit kepada calon debitur masih didasarkan pada intuisi dan pengalaman dari manajer divisi kredit. Sistem yang dibangun dapat melakukan klasifikasi pada data calon debitur untuk memisahkan antara calon debitur yang diperkirakan dapat melunasi seluruh pinjamannya dengan lancar dan calon debitur yang berpotensi untuk mengalami kredit macet. Selain itu, sistem yang dibangun juga dapat memberikan perhitungan serta rekomendasi *ranking* prioritas pemberian kredit, sehingga dapat menentukan calon debitur yang paling layak dan ideal untuk diberikan pinjaman.

3.2 Tahapan Penelitian

Pada penelitian ini, digunakan metode penelitian eksperimen dengan 4 tahapan penelitian, yaitu proses pengumpulan data, proses data *pre-processing*, proses implementasi model, dan proses

pengujian sistem. *Flowchart* alur tahapan penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. *Flowchart* Tahapan Penelitian

3.2.1 Pengumpulan Data

Pada tahap pengumpulan data, dilakukan pengambilan *dataset* debitur yang telah menyelesaikan pinjamannya pada Bank XYZ. *Dataset* debitur yang digunakan terdiri dari 3 jenis pinjaman yang terdapat pada Bank XYZ, yaitu pinjaman usaha, pinjaman konsumtif, dan pinjaman aneka guna. Untuk masing – masing jenis pinjaman, jumlah data yang digunakan yaitu sebanyak 100 data kredit lancar dan 100 data kredit macet. Seluruh *dataset* debitur ini diperoleh melalui survei yang dilakukan kepada manajer divisi kredit pada Bank XYZ.

3.2.2 Data Pre-processing

Pada tahap data *pre-processing*, dilakukan pemrosesan awal terhadap setiap *dataset* pinjaman yang telah diperoleh dari tahap pengumpulan data. Proses data *pre-processing* ini bertujuan untuk menyiapkan *dataset* agar dapat digunakan pada tahap implementasi sistem. Proses data *pre-processing* ini terdiri dari beberapa tahapan, yaitu *load dataset*, *check null values*, *label encoding*, *data transformation*, dan *split dataset*.

3.2.2.1 Load Dataset

Langkah pertama dalam tahap data *pre-processing* adalah *loading dataset*. Langkah ini dilakukan dengan memasukkan *dataset* ke dalam sistem agar dapat dilakukan proses selanjutnya. *Load dataset* ini dilakukan pada semua *dataset* yang digunakan. Jumlah *dataset* yang dimasukkan yaitu sebanyak 3 *dataset* yang terdiri atas *dataset* pinjaman usaha, *dataset* pinjaman konsumtif, dan *dataset* pinjaman aneka guna.

3.2.2.2 Check Null Values

Setelah proses *load dataset* berhasil dilakukan, dilakukan proses pengecekan *null values* pada setiap *dataset* pinjaman. Proses pengecekan *null values* dilakukan untuk menemukan adanya suatu atribut dalam baris data yang tidak memiliki nilai atau kosong (*null*). Apabila ditemukan suatu atribut yang memiliki *null values*, maka baris data tersebut akan dihapus. Hal ini dilakukan untuk menghindari adanya kesalahan perhitungan pada saat proses

implementasi sistem yang dapat berakibat pada berkurangnya akurasi dan validitas sistem yang dibuat.

3.2.2.3 Label Encoding

Setelah proses pengecekan *null values* dilakukan, dilanjutkan dengan proses *label encoding*. Dalam proses ini, dilakukan perubahan nilai dalam suatu atribut untuk setiap baris data pada ketiga *dataset* pinjaman. Perubahan yang dilakukan yaitu dengan mengubah nilai dari atribut yang bertipe data teks (*string*) menjadi bertipe data numerik (*integer*). Hal ini dilakukan karena proses klasifikasi kelancaran pembayaran kredit pada penelitian ini dilakukan dengan menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* (K-NN). Metode K-NN diterapkan dengan melakukan perhitungan untuk menentukan data dengan jarak yang terdekat. Untuk melakukan perhitungan ini, seluruh data harus memiliki tipe data numerik (*integer*).

3.2.2.4 Data Transformation

Proses *data transformation* merupakan suatu proses untuk mengubah data menjadi bentuk yang sesuai dengan proses klasifikasi yang dilakukan. Dikarenakan proses klasifikasi kelancaran pembayaran kredit dilakukan dengan menggunakan metode K-NN, maka proses perhitungan dilakukan dengan mencari jarak terdekat antar masing – masing data. Oleh sebab itu, untuk mendapatkan hasil perhitungan yang tepat dan akurat, setiap atribut dalam *dataset* harus memiliki *range* nilai yang sama. Untuk mendapatkan data dengan *range* nilai yang sama pada semua atribut, maka dilakukan proses normalisasi data. Proses normalisasi data dilakukan dengan menggunakan rumus *max-min normalization*. Hasil akhir dari proses normalisasi data ini yaitu masing – masing atribut akan memiliki nilai antara 0 hingga 1 yang bertipe data *float*. Proses normalisasi data ini dilakukan pada semua atribut pada setiap *dataset* pinjaman yang ada. Perhitungan normalisasi data dengan rumus *max-min normalization* dapat dirumuskan dengan persamaan 17.

$$x_{norm} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (17)$$

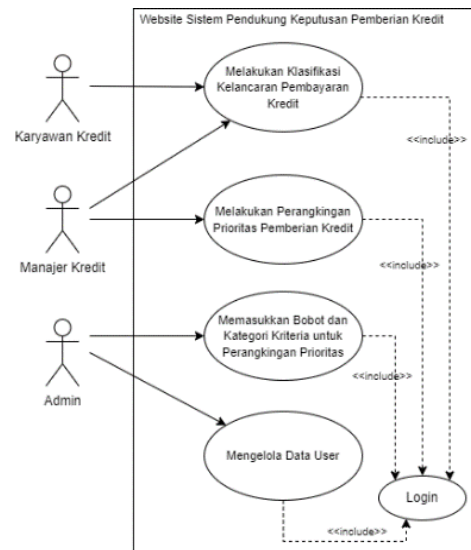
3.2.2.5 Split Dataset

Proses *split dataset* merupakan proses pembagian data pada *dataset*. Pada tahap ini, *dataset* dibagi menjadi dua bagian, yaitu *training set* dan *testing set*. Persentase yang digunakan untuk pembagian *dataset* menjadi *training set* yaitu 80%. Sedangkan, sisanya digunakan sebagai *testing set*. *Training set* dan *testing set* ini digunakan dalam proses implementasi sistem untuk melakukan klasifikasi kelancaran pembayaran kredit dengan menggunakan metode K-NN.

3.3 Desain Sistem

Desain sistem digambarkan dalam bentuk diagram *use case* pada Gambar 2. Pada diagram tersebut, terdapat 3 aktor yang berperan dalam aplikasi yang dibuat, yaitu karyawan divisi kredit, manajer divisi kredit, dan admin. Karyawan divisi kredit memiliki peran untuk melakukan proses klasifikasi kelancaran pembayaran kredit. Sementara manajer divisi kredit memiliki peran untuk melakukan klasifikasi kelancaran pembayaran kredit dan melakukan perankingan prioritas pemberian kredit. Di sisi lain, admin memiliki peran untuk memasukkan bobot dan kategori kriteria

untuk perankingan prioritas dan mengelola data *user* seperti terlihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Use Case Diagram

4. PENGUJIAN SISTEM

4.1 Pengujian Klasifikasi Kelancaran Pembayaran Kredit

Pengujian klasifikasi dengan data *training* dilakukan dengan membagi data *training* dan data *testing* dalam sebuah kelompok yang memiliki perbandingan jumlah data yang berbeda – beda. Terdapat 5 kali pengujian dengan perbandingan kelompok data *training* dan data *testing* sebesar 90:10, 80:20, 75:25, 70:30, dan 60:40. Hal ini dilakukan untuk mengetahui bagaimana hasil perhitungan akurasi yang diperoleh apabila jumlah data *training* dan data *testing* dikelompokkan berbeda – beda. Dari 5 kali pengujian tersebut, akan diketahui perbandingan yang dapat menghasilkan akurasi yang paling tinggi. Hasil pengujian akurasi klasifikasi untuk masing – masing jenis pinjaman dapat dilihat pada Tabel 1, Tabel 2, dan Tabel 3.

Tabel 1. Hasil Pengujian Akurasi Klasifikasi Data Training Pinjaman Usaha

Perbandingan Data	Akurasi Terbaik
90:10	100%
80:20	100%
75:25	100%
70:30	100%
60:40	100%

Berdasarkan hasil pengujian akurasi klasifikasi pinjaman usaha dengan perbandingan data pada Tabel 1, diperoleh akurasi terbaik sebesar 100% pada setiap kelompok perbandingan data *training* dan data *testing*.

Tabel 2. Hasil Pengujian Akurasi Klasifikasi Data Training Pinjaman Konsumtif

Perbandingan Data	Akurasi Terbaik
90:10	100%
80:20	100%
75:25	100%
70:30	100%
60:40	100%

Berdasarkan hasil pengujian akurasi klasifikasi pinjaman konsumtif dengan perbandingan data pada Tabel 2, diperoleh akurasi terbaik sebesar 100% pada setiap kelompok perbandingan data *training* dan data *testing*.

Tabel 3. Hasil Pengujian Akurasi Klasifikasi Data Training Pinjaman Aneka Guna

Perbandingan Data	Akurasi Terbaik
90:10	100%
80:20	100%
75:25	100%
70:30	100%
60:40	100%

Berdasarkan hasil pengujian akurasi klasifikasi pinjaman aneka guna dengan perbandingan data pada Tabel 3, diperoleh akurasi terbaik sebesar 100% pada setiap kelompok perbandingan data *training* dan data *testing*.

Pengujian klasifikasi dengan data baru dilakukan dengan menghitung akurasi yang dihasilkan dari proses klasifikasi data baru. Data baru diperoleh melalui survei yang dilakukan kepada manajer divisi kredit bank XYZ. Jumlah data baru yang digunakan untuk pengujian ini yaitu sebanyak 5 data kredit lancar dan 5 data kredit macet pada masing – masing jenis pinjaman. Pada pengujian ini, akan menggunakan nilai $k=3$. Hasil pengujian akurasi klasifikasi untuk setiap jenis pinjaman dapat dilihat pada Tabel 4, Tabel 5, dan Tabel 6.

Tabel 4. Hasil Pengujian Akurasi Klasifikasi Data Baru Pinjaman Usaha

Label	Prediksi	TP	FP	FN	TN	Akurasi
[1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0]	[1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0]	5	0	0	5	100%

Berdasarkan hasil pengujian akurasi klasifikasi pinjaman usaha dengan data baru pada Tabel 4, diperoleh akurasi sebesar 100% dengan nilai *True Positive* sebanyak 5 dan *True Negative* sebanyak 5.

Tabel 5. Hasil Pengujian Akurasi Klasifikasi Data Baru Pinjaman Konsumtif

Label	Prediksi	TP	FP	FN	TN	Akurasi
[1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0]	[1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0]	5	0	0	5	100%

Berdasarkan hasil pengujian akurasi klasifikasi pinjaman konsumtif dengan data baru pada Tabel 5, diperoleh akurasi sebesar 100% dengan nilai *True Positive* sebanyak 5 dan *True Negative* sebanyak 5.

Tabel 6. Hasil Pengujian Akurasi Klasifikasi Data Baru Pinjaman Aneka Guna

Label	Prediksi	TP	FP	FN	TN	Akurasi
[1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0]	[1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0]	5	0	0	5	100%

Berdasarkan hasil pengujian akurasi klasifikasi pinjaman aneka guna dengan data baru pada Tabel 6, diperoleh akurasi sebesar 100% dengan nilai *True Positive* sebanyak 5 dan *True Negative* sebanyak 5.

4.2 Pengujian Ranking Prioritas Pemberian Kredit

Pengujian *ranking* prioritas pemberian kredit dilakukan dengan menghitung akurasi yang dihasilkan dari proses perankingan. Perhitungan akurasi dilakukan dengan membandingkan urutan *ranking* yang dikeluarkan oleh *scoring system* Bank XYZ dengan urutan *ranking* yang dikeluarkan oleh sistem yang dibuat dalam penelitian ini. Data yang digunakan untuk pengujian ini yaitu sebanyak 5 data calon debitur yang telah diklasifikasikan “Lancar” pada proses klasifikasi pada masing – masing jenis pinjaman. Hasil perankingan prioritas pada setiap jenis pinjaman dapat dilihat pada Tabel 7, Tabel 9, dan Tabel 11. Sedangkan, hasil pengujian akurasi perankingan prioritas pada setiap jenis pinjaman dapat dilihat pada Tabel 8, Tabel 10, dan Tabel 12.

Tabel 7. Hasil Perankingan Prioritas Pinjaman Usaha

Ranking	Nama	Skor
1	Andi	0.101411482
2	Budi	0.276105263
3	Edo	0.560624193
4	Dodi	0.621647317
5	Charlie	0.923688501

Tabel 8. Hasil Pengukuran Akurasi Perankingan Prioritas Pinjaman Usaha

Alternatif	Skor dari Scoring System	Ranking dari Scoring System	Ranking dari Sistem	Absolute Percentage Error
Andi	85,3	1	1	0%
Edo	82	2	3	50%
Budi	75,9	3	2	33,33%
Dodi	71,5	4	4	0%
Charlie	66,7	5	5	0%
Mean Absolute Percentage Error (MAPE)				16,67%
Akurasi				83,33%

Berdasarkan hasil perankingan dan hasil pengukuran akurasi pinjaman usaha pada Tabel 7 dan Tabel 8, diperoleh nilai *mean absolute percentage error* (MAPE) sebesar 16,67%. Sehingga, nilai akurasi yang diperoleh sebesar 83,33%.

Tabel 9. Hasil Perankingan Prioritas Pinjaman Konsumtif

Ranking	Nama	Skor
1	Dodi	0
2	Charlie	0.524217427
3	Andi	0.64823024
4	Edo	0.864051397
5	Budi	1

Tabel 10. Hasil Pengukuran Akurasi Perankingan Prioritas Pinjaman Konsumtif

Alternatif	Skor dari Scoring System	Ranking dari Scoring System	Ranking dari Sistem	Absolute Percentage Error
Dodi	80,9	1	1	0%
Charlie	75,4	2	2	0%
Edo	71,3	3	4	33,33%
Budi	69,2	4	5	25%
Andi	66,8	5	3	40%
Mean Absolute Percentage Error (MAPE)				19,67%
Akurasi				80,33%

Berdasarkan hasil perankingan dan hasil pengukuran akurasi pinjaman konsumtif pada Tabel 9 dan Tabel 10, diperoleh nilai

mean absolute percentage error (MAPE) sebesar 19,67%. Sehingga, nilai akurasi yang diperoleh sebesar 80,33%.

Tabel 11. Hasil Perankingan Prioritas Pinjaman Aneka Guna

Ranking	Nama	Skor
1	Dodi	0
2	Charlie	0.477259546
3	Edo	0.668464559
4	Andi	0.763938704
5	Budi	0.88028169

Tabel 12. Hasil Pengukuran Akurasi Perankingan Prioritas Pinjaman Aneka Guna

Alternatif	Skor dari Scoring System	Ranking dari Scoring System	Ranking dari Sistem	Absolute Percentage Error
Charlie	83	1	2	100%
Dodi	81,6	2	1	50%
Edo	77,1	3	3	0%
Andi	72,9	4	4	0%
Budi	70,8	5	5	0%
Mean Absolute Percentage Error (MAPE)				30%
Akurasi				70%

Berdasarkan hasil perankingan dan hasil pengukuran akurasi pinjaman aneka guna pada Tabel 11 dan Tabel 12, diperoleh nilai mean absolute percentage error (MAPE) sebesar 30%. Sehingga, nilai akurasi yang diperoleh sebesar 70%.

4.3 Penilaian Aplikasi

Sebagai penilaian terhadap sistem yang telah dibangun pada penelitian ini, dilakukan pengujian dengan menggunakan kuesioner yang diberikan kepada pegawai divisi kredit Bank XYZ. Penilaian dilakukan oleh 1 orang manajer divisi kredit dan 5 orang karyawan divisi kredit pada Bank XYZ. Hasil dari penilaian kuesioner yang diberikan dapat dilihat pada Tabel 13.

Tabel 13. Penilaian Kuesioner

No.	Kategori Penilaian	1	2	3	4	5
1.	Desain Aplikasi			2	3	1
2.	Fungsionalitas Aplikasi			1	2	3
3.	Kemudahan Penggunaan Aplikasi			1	3	2
4.	Aplikasi Menjawab Kebutuhan				4	2
5.	Aplikasi secara Keseluruhan				3	3

Keterangan skala penilaian:

- Nilai 1: Sangat Buruk
- Nilai 2: Buruk
- Nilai 3: Cukup
- Nilai 4: Baik
- Nilai 5: Sangat Baik

Penilaian secara keseluruhan terhadap kelayakan aplikasi:

1. Secara desain aplikasi 76,67% baik.
2. Secara fungsional aplikasi 86,67% baik.
3. Secara kemudahan penggunaan aplikasi 83,33% baik.
4. Secara aplikasi menjawab kebutuhan 86,67% baik.
5. Penilaian keseluruhan aplikasi 90% baik.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil implementasi sistem dan pengujian sistem yang telah dilakukan, maka dapat disimpulkan hasil penelitian sebagai berikut:

- Penelitian ini telah berhasil menghasilkan sebuah sistem yang dapat melakukan perankingan prioritas dengan metode VIKOR serta melakukan klasifikasi dengan metode K-Nearest Neighbor pada masing-masing jenis pinjaman pada Bank XYZ.
- Sistem usulan yang dibuat bermanfaat bagi perusahaan terlebih untuk membantu dalam memprediksi kelancaran pembayaran kredit seorang calon debitur serta menentukan calon debitur yang paling ideal untuk diberikan pinjaman.
- Pada pengujian klasifikasi dengan menggunakan data *training*, tingkat akurasi metode klasifikasi *K-Nearest Neighbor* terbaik pada setiap jenis pinjaman yaitu sebesar 100%. Tingkat akurasi terbaik ini ditemukan pada kumpulan perbandingan data *training* dan data *testing* 90:10, 80:20, 75:25, 70:30, dan 60:40 dengan total jumlah data sebesar 200 data pada masing – masing jenis pinjaman.
- Pada pengujian klasifikasi dengan menggunakan data baru, tingkat akurasi metode klasifikasi *K-Nearest Neighbor* dengan nilai $k=3$ pada masing – masing jenis pinjaman yaitu sebesar 100%.
- Tingkat akurasi metode *VIKOR* dalam melakukan perankingan pinjaman usaha yaitu sebesar 83,33%. Sedangkan ketika melakukan perankingan pinjaman konsumtif, tingkat akurasi yang diperoleh yaitu sebesar 80,33%. Ketika melakukan perankingan pinjaman aneka guna, tingkat akurasi yang diperoleh yaitu sebesar 70%.
- Hasil kuesioner menunjukkan bahwa pengguna aplikasi menilai desain aplikasi 76,67% baik, fungsionalitas aplikasi 86,67% baik, kemudahan penggunaan aplikasi 83,33% baik, aplikasi menjawab kebutuhan 86,67% baik, dan keseluruhan aplikasi 90% baik.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil implementasi sistem dan pengujian sistem yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran yang dapat diberikan untuk membantu pengembangan penelitian serupa kedepannya yaitu sebagai berikut:

- Sistem dapat dikembangkan dengan fitur dimana *user* dapat membuat maupun menentukan sendiri kriteria perankingan yang ingin digunakan.
- Sistem dapat dikembangkan dengan menggunakan metode klasifikasi ataupun perankingan yang berbeda yang mampu memberikan hasil yang lebih baik.
- Sistem dapat disesuaikan untuk calon debitur dimana calon debitur dapat mengajukan pinjaman dan melengkapi data yang dibutuhkan secara mandiri.

6. DAFTAR PUSTAKA

- [1] Amelia, L., & Marlius, D. (2018). *Pengendalian kredit dalam upaya menciptakan bank yang sehat pada PT. Bank Pembangunan Daerah Sumatera Barat cabang utama Padang*. Padang: Akademi Keuangan dan Perbankan Padang.
- [2] Baharuddin, M. M., Hasanuddin, T., & Azis, H. (2019). Analisis performa metode k-nearest neighbor untuk identifikasi jenis kaca. *Ilkom Jurnal Ilmiah*, 11(3), 269-274. DOI= <https://doi.org/10.33096/ilkom.v11i3.489.269-274>.
- [3] Fauzan, R., Indrasari, Y., & Muthia, N. (2017). Sistem pendukung keputusan penerimaan beasiswa bidikmisi di POLIBAN dengan metode SAW berbasis web. *JOIN (Jurnal*

- Online Informatika*, 2(2), 79-83. DOI=<https://doi.org/10.15575/join.v2i2.101>.
- [4] Fikri, M. I., Sabrila, T. S., & Azhar, Y. (2020). Perbandingan metode naïve bayes dan support vector machine pada analisis sentimen twitter. *Jurnal SMATIKA*, 10(2), 71-76. DOI=<https://doi.org/10.33365/jtsi.v2i3.906>.
- [5] Kurniawan, Y., & Barokah, T. (2020). Klasifikasi penentuan pengajuan kartu kredit menggunakan k-nearest neighbor. *Jurnal Ilmiah Matrik*, 22(1), 73-82. DOI=<https://doi.org/10.33557/jurnalmatrik.v22i1.843>.
- [6] Kusdiantoro. (2012). *Analisis usability website akademik di Indonesia menggunakan metode promethee, vikor, dan electree*. Yogyakarta: Universitas Negeri Yogyakarta.
- [7] Limbong, T., Mutaqqin, Iskandar, A., Windarto, A. P., Simarmata, J., Mesran, ... Wanto, A. (2020). *Sistem pendukung keputusan: metode dan implementasi*. Medan: Yayasan Kita Menulis.
- [8] Naufar, & Warih. (2011). *Analisis dan implementasi klasifikasi data mining menggunakan jaringan syaraf tiruan dan evolution strategis*. Bandung: Universitas Telkom.
- [9] Rao, R. V. (2008). *Decision making in the manufacturing environment: Using graph theory and fuzzy multiple attribute decision making methods*. Gujarat: Sardar Vallabhbhai National Institute of Technology.
- [10] Rumus Statistik. (n.d.). *Cara menghitung MAPE (mean absolute percentage error) di excel dan r*. Retrieved July 4, 2022, from <https://www.rumusstatistik.com/2021/05/cara-menghitung-mape-mean-absolute.html>
- [11] Styandi, A., Syauqy, D., & Kurniawan, W. (2019). Klasifikasi umur padi berdasarkan data sensor warna dengan menggunakan metode K-NN. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 3(9), 8343-8350. Retrieved July 4, 2022, from <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/6140>
- [12] Ying-Yu, W., & De-Jian, Y. (2011). Extended VIKOR for multicriteria decision making problems under intuitionistic environment. *International Conference of Management and Science Engineering, Annual Conference Proceeding*, 118-122. DOI= 10.1109/ICMSE.2011.6069952.