



KLASIFIKASI PENERIMA DANA PINJAMAN PADA KOPERASI SEHATI MENGGUNAKAN ALGORITMA KNN

Achmad Seprianto^{1*}, A Taqwa Martadinata², Novi Lestari³

¹Program Studi Informatika, Universitas Bina Insan, Lubuklinggau
e-mail: ¹achmadseprianto112@gmail.com, ²novilestari@univbinainsan.ac.id

³taqwa@univbinainsan.ac.id

*Corresponding Author

Abstrak

Penilaian kelayakan penerima pinjaman merupakan tantangan utama dalam koperasi simpan pinjam, termasuk Koperasi Sehati, yang menghadapi risiko gagal bayar akibat sistem analisis kredit yang kurang efektif. Saat ini, metode tradisional berbasis wawancara dan intuisi masih dominan digunakan, yang cenderung subjektif dan tidak memanfaatkan data historis secara optimal. Di era digital, teknologi pembelajaran mesin seperti algoritma *K-Nearest Neighbors* (KNN) menawarkan solusi untuk meningkatkan akurasi penilaian risiko kredit. KNN, dengan pendekatannya yang sederhana namun efektif, mampu mengklasifikasikan calon penerima pinjaman berdasarkan atribut tertentu, seperti pendapatan dan riwayat pinjaman. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem berbasis KNN untuk mendukung proses pengambilan keputusan di Koperasi Sehati. Dengan pendekatan ini, diharapkan tingkat akurasi dalam penilaian kredit meningkat, risiko gagal bayar berkurang, serta efisiensi operasional koperasi dapat dioptimalkan.

Kata kunci : Koperasi Simpan Pinjam, Penilaian Kelayakan Kredit, Risiko Gagal Bayar, Pembelajaran Mesin, Algoritma *K-Nearest Neighbors* (KNN).

Abstract

Loan eligibility assessment is a major challenge for savings and loan cooperatives, including Koperasi Sehati, which faces default risks due to ineffective credit analysis systems. Currently, traditional methods based on interviews and intuition are predominantly used, which tend to be subjective and fail to utilize historical data optimally. In the digital era, machine learning technologies such as the K-Nearest Neighbors (KNN) algorithm offer solutions to improve credit risk assessment accuracy. KNN, with its simple yet effective approach, can classify loan applicants based on specific attributes, such as income and loan history. This study aims to develop a KNN-based system to support decision-making processes in Koperasi Sehati. This approach is expected to enhance the accuracy of credit assessment, reduce default risks, and optimize the cooperative's operational efficiency.

Keywords: Savings and Loan Cooperative, Credit Eligibility Assessment, Default Risk, Machine Learning, *K-Nearest Neighbors* Algorithm (KNN).

I. PENDAHULUAN

Dalam dunia keuangan mikro, khususnya pada koperasi simpan pinjam seperti Koperasi Sehati, penilaian kelayakan penerima pinjaman merupakan tantangan penting. Namun, salah satu masalah utama yang dihadapi koperasi adalah tingginya risiko gagal bayar (*default*) akibat keterbatasan sistem analisis kelayakan kredit yang efektif.

KNN merupakan algoritma berbasis instance yang sederhana namun efektif untuk mengelompokkan data berdasarkan kemiripan dengan data historis. Dalam konteks koperasi, KNN dapat digunakan untuk memprediksi apakah seorang pemohon pinjaman masuk ke kategori layak atau tidak layak menerima pinjaman berdasarkan atribut tertentu, seperti pendapatan, riwayat pinjaman, atau rasio utang terhadap pendapatan [1].

Di era digital, keberadaan data menjadi peluang besar untuk meningkatkan kualitas penilaian risiko kredit. Teknologi pembelajaran mesin (*machine learning*) menawarkan solusi yang dapat membantu koperasi melakukan analisis yang lebih akurat dan efisien. Salah satu algoritma yang telah terbukti andal untuk tugas klasifikasi, termasuk dalam penilaian kelayakan kredit, adalah *K-Nearest Neighbors* (KNN).

Klasifikasi adalah proses penemuan model (atau fungsi) yang menggambarkan dan membedakan kelas data atau konsep yang bertujuan agar bisa digunakan untuk memprediksi kelas dari objek yang label kelasnya tidak diketahui [2].

K-Nearest Neighbor (KNN). *K-Nearest Neighbor* adalah metode klasifikasi dengan mencari jarak terdekat antara data yang akan dievaluasi dengan K tetangga (*neighbor*)[3].

Dalam konteks klasifikasi penerima dana pinjaman, KNN dapat digunakan untuk memprediksi apakah calon peminjam termasuk dalam kategori layak atau tidak layak berdasarkan data historis peminjam lainnya.[4].

Prinsip dasar koperasi meliputi keanggotaan sukarela, demokrasi anggota, partisipasi ekonomi anggota, otonomi, pendidikan, kerja sama antar-koperasi, dan kepedulian terhadap komunitas [5].

II. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metode kuantitatif dengan pendekatan deskriptif-eksperimen. Metode ini bertujuan untuk menganalisis data historis penerima pinjaman dan menguji efektivitas algoritma *K-Nearest Neighbors* (KNN) dalam mengklasifikasikan kelayakan calon penerima dana pinjaman.



Gambar 1. Kerangka Berpikir



III. HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Pengumpulan Data

Pengumpulan data adalah langkah pertama yang sangat penting dalam membangun model klasifikasi untuk menentukan kelayakan penerima dana pinjaman pada Koperasi Simpan Pinjam Sehati (KSP Sehati). Data yang dikumpulkan akan digunakan untuk melatih algoritma klasifikasi (misalnya, KNN) agar dapat memprediksi apakah calon anggota layak untuk mendapatkan pinjaman atau tidak.

2. Text Processing

Tahap Preprocessing melakukan label encoding pada kolom Pekerjaan, Kelas, dan Jaminan. Label encoding akan mengubah data kategorikal menjadi nilai numerik agar bisa digunakan oleh algoritma KNN. Menyiapkan data agar sesuai untuk analisis menggunakan algoritma KNN. Kemudian memastikan data bersih dan terstruktur untuk meningkatkan akurasi model. Berikut tahapan yang dilakukan dalam *Preprocessing* Pembersihan Data: Menghapus duplikasi, mengatasi data yang hilang (*missing values*), dan menangani outlier. Normalisasi Data: Mengubah skala data numerik agar memiliki rentang nilai yang seragam, sehingga mencegah bias dalam perhitungan jarak pada KNN. Encoding Data Kategorikal: Mengonversi data kategorikal (misalnya, status pekerjaan) menjadi format numerik.

3. Label Encoding

Data Setelah Preprocessing:

	Penghasilan	Pekerjaan	Tanggungan	Jaminan	Pinjaman	Kelas
0	0.545455	0	0	0	0.00	0
1	0.545455	1	2	0	1.00	0
2	0.545455	1	1	0	0.50	0
3	0.696970	1	3	0	0.75	0
4	0.393939	1	0	0	1.00	0
...	...	...	...	...	...	...
494	0.393939	1	1	0	0.50	0
495	0.696970	1	1	0	0.50	0
496	0.393939	0	3	0	1.00	1
497	0.545455	0	4	0	0.00	1
498	0.545455	0	3	0	0.00	1

[499 rows x 6 columns]

Gambar 2. Hasil Label Encoding

4. Normalisasi Fitur Numerik

Menggunakan **Min-Max Scaling** pada kolom **Penghasilan**, **Tanggungan**, dan **Pinjaman**. Ini untuk memastikan bahwa fitur numerik tersebut berada dalam rentang yang sama (0 hingga 1), sehingga tidak ada fitur yang lebih dominan hanya karena skalanya lebih besar.

Data Setelah Normalisasi:

	Penghasilan	Pekerjaan	Tanggungan	Jaminan	Pinjaman	Kelas
0	0.545455	Tetap	0	BPKB Kendaraan	0.00	Layak (1)
1	0.545455	Tidak Tetap	2	BPKB Kendaraan	1.00	Layak (1)
2	0.545455	Tidak Tetap	1	BPKB Kendaraan	0.50	Layak (1)
3	0.696970	Tidak Tetap	3	BPKB Kendaraan	0.75	Layak (1)
4	0.393939	Tidak Tetap	0	BPKB Kendaraan	1.00	Layak (1)
...	...	...	...	...	...	...
494	0.393939	Tidak Tetap	1	BPKB Kendaraan	0.50	Layak (1)
495	0.696970	Tidak Tetap	1	BPKB Kendaraan	0.50	Layak (1)
496	0.393939	Tetap	3	BPKB Kendaraan	1.00	Tidak Layak (0)
497	0.545455	Tetap	4	BPKB Kendaraan	0.00	Tidak Layak (0)
498	0.545455	Tetap	3	BPKB Kendaraan	0.00	Tidak Layak (0)

[499 rows x 6 columns]

Gambar 3. Hasil Normalisasi.

5. Pemisahan Fitur dan Target

Tahap selanjutnya adalah Memisahkan Fitur dan Target, X berisi fitur yang digunakan untuk memprediksi (Penghasilan, Pekerjaan, Tanggungan, Jaminan, Pinjaman) sedangkan y adalah target atau label yang ingin diprediksi (Kelas: Layak/Tidak Layak).

(Lower Case).



```
Fitur (X):
  Penghasilan Pekerjaan Tanggungan Jaminan Pinjaman
0      0.545455      0      0      0      0.00
1      0.545455      1      2      0      1.00
2      0.545455      1      1      0      0.50
3      0.696970      1      3      0      0.75
4      0.393939      1      0      0      1.00
..      ...
494     0.393939      1      1      0      0.50
495     0.696970      1      1      0      0.50
496     0.393939      0      3      0      1.00
497     0.545455      0      4      0      0.00
498     0.545455      0      3      0      0.00

[499 rows x 5 columns]

Target (y):
0
1
2
3
4
..
494
495
496
497
498
1
Name: Kelas, Length: 499, dtype: int64
```

Gambar 4. Hasil Pemisahan Fitur dan Target

6. Pembagian data Pelatihan dan Pengujian

Pembagian Data Pelatihan dan Pengujian n Anda menggunakan `train_test_split` untuk membagi data menjadi 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian. Ini adalah teknik umum untuk mengevaluasi model secara lebih objektif.

```
Data Latih (X_train):
  Penghasilan Pekerjaan Tanggungan Jaminan Pinjaman
56      0.393939      1      1      0      0.50
227     0.545455      1      1      0      0.00
200     0.545455      0      3      0      0.75
486     0.696970      0      0      0      0.25
220     0.545455      1      2      0      1.00
..      ...
106     0.545455      0      0      0      0.25
270     0.696970      1      3      0      1.00
348     0.545455      0      3      0      0.00
435     0.696970      1      3      0      1.00
102     0.545455      1      1      0      0.50

[399 rows x 5 columns]

Data Uji (X_test):
  Penghasilan Pekerjaan Tanggungan Jaminan Pinjaman
460     0.696970      1      0      0      0.75
73      0.848485      0      2      0      0.75
231     0.696970      1      4      0      1.00
175     0.696970      1      4      0      0.00
237     0.696970      0      3      0      0.25
..      ...
247     0.848485      0      4      0      1.00
384     0.545455      1      4      0      0.75
19      0.393939      1      4      0      0.75
321     0.848485      1      3      0      0.00
331     0.696970      1      4      0      1.00

[100 rows x 5 columns]
```

Gambar 5. Hasil Pembagian data Pelatihan dan Pengujian.

7. Melatih Model KNN

Kita membuat objek `KNeighbors Classifier` dengan `n_neighbors =5`, yang artinya algoritma KNN akan mencari 5 tetangga terdekat untuk menentukan kelas prediksi. Model dilatih menggunakan `knn.fit(X_train, y_train)`.

Akurasi Model KNN: 0.9800

Confusion Matrix:
[[98 0 1]
[1 0 0]
[0 0 0]]

Classification Report:

	precision	recall	f1-score	support
0	0.99	0.99	0.99	99
1	0.00	0.00	0.00	1
2	0.00	0.00	0.00	0
accuracy			0.98	100
macro avg	0.33	0.33	0.33	100
weighted avg	0.98	0.98	0.98	100

Gambar 6. Hasil Pelatihan Model KNN.

8. Prediksi dan Evaluasi

Setelah model dilatih, Anda melakukan prediksi menggunakan data pengujian (`X_test`). Hasil prediksi kemudian dibandingkan dengan nilai aktual (`y_test`).

Akurasi Model KNN: 0.9900

Hasil Prediksi:

Actual (Kelas)	Predicted (Kelas)
460	0
73	0
231	0
175	0
237	0
..	...
247	0
384	0
19	0
321	0
331	0

[100 rows x 2 columns]

Metrik Evaluasi (Precision, Recall, F1-Score, Support):

	precision	recall	f1-score	support
0	1.000	0.989899	0.994924	99.00
1	0.500	1.000000	0.666667	1.00
accuracy	0.990	0.990000	0.990000	0.99
macro avg	0.750	0.994949	0.830795	100.00
weighted avg	0.995	0.990000	0.991641	100.00

Gambar 7. Hasil Prediksi dan Evaluasi

9. Hyperparameter Tuning

Optimasi Parameter K (Hyperparameter Tuning): Nilai K yang Anda pilih untuk KNN adalah 5. Nilai K yang optimal dapat bervariasi tergantung pada dataset. Anda bisa mencoba berbagai nilai K dan memilih yang terbaik menggunakan *cross-validation*.

Fitting 5 folds for each of 120 candidates, totalling 600 fits

Best Hyperparameters: {'algorithm': 'auto', 'metric': 'euclidean', 'n_neighbors': 9, 'weights': 'distance'}
Best Accuracy: 0.9824050632911392

Akurasi Model KNN setelah Hyperparameter Tuning: 0.9900

Confusion Matrix:
[[99 0]
[1 0]]

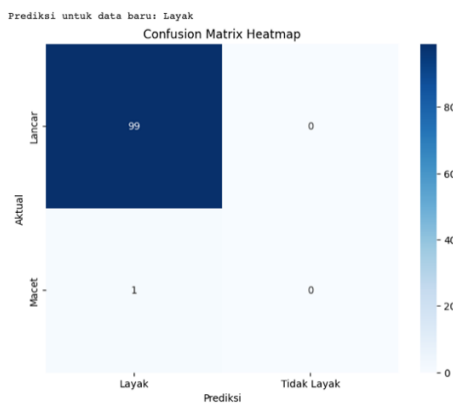
Classification Report:

	precision	recall	f1-score	support
0	0.99	1.00	0.99	99
1	0.00	0.00	0.00	1
accuracy			0.99	100
macro avg	0.49	0.50	0.50	100
weighted avg	0.90	0.99	0.99	100

Gambar 8. Hasil Hyperparameter Tuning

10. Prediksi Data Baru

Sebuah data baru (misalnya seorang "TNI" dengan penghasilan 4.000.000, tanggungan 2 Orang, dan pinjaman yang diajukan 10.000.000) digunakan untuk melihat apakah dia layak atau tidak layak mendapatkan pinjaman.



Gambar 9. Hasil Prediksi Data Baru

Hasil ini menunjukkan bahwa model dapat dengan baik mengklasifikasikan calon anggota koperasi sebagai layak mendapatkan pinjaman berdasarkan fitur yang diberikan. Berikut contoh prediksi 10 data baru dapat dilihat pada gambar ini:

Data 1: Prediksi = Tidak Layak
Data 2: Prediksi = Layak
Data 3: Prediksi = Layak
Data 4: Prediksi = Layak
Data 5: Prediksi = Layak
Data 6: Prediksi = Layak
Data 7: Prediksi = Layak
Data 8: Prediksi = Layak
Data 9: Prediksi = Layak
Data 10: Prediksi = Layak

Gambar 10. Hasil Prediksi layak / tidak layak.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil yang diperoleh, berikut adalah kesimpulan dari implementasi model KNN untuk klasifikasi penerima dana pinjaman pada Koperasi Sehati:

1. **Akurasi Model:** Model KNN yang dilatih dengan parameter terbaik mencapai akurasi **99%**, yang menunjukkan kinerja yang baik dalam mengklasifikasikan penerima pinjaman. **Kinerja pada Data Baru:** Model mampu memberikan prediksi yang akurat untuk data baru, yang menunjukkan bahwa model siap digunakan untuk aplikasi dunia nyata di koperasi.
2. **Evaluasi dengan Confusion Matrix:** Model mampu mendeteksi kelas **Layak** dengan sangat baik, meskipun sedikit kesalahan dalam memprediksi **Tidak Layak** (*False Negatives* dan *False Positives*). Meskipun demikian, kesalahan tersebut masih dalam batas yang dapat diterima.
3. **Metrik Precision dan Recall:** Model menunjukkan **precision** dan **recall** yang baik, terutama untuk kelas **Lancar**, yang berarti bahwa model dapat diandalkan untuk memprediksi dengan benar siapa yang layak mendapatkan pinjaman.

V. SARAN

Berdasarkan hasil yang diperoleh dari penggunaan algoritma **K-Nearest Neighbors (KNN)** untuk klasifikasi penerima dana pinjaman pada Koperasi Sehati, berikut ini beberapa saran :

- a. Eksplorasi dan Penggunaan Algoritma Lain
- b. Saat ini, model hanya menggunakan beberapa fitur dasar seperti penghasilan, pekerjaan, tanggungan, jaminan, dan pinjaman.
- c. Evaluasi Model dengan Metrik Lain.



VI. DAFTAR PUSTAKA

- [1] F. Fadillah Hermawan and Y. Yamasari, "Implementasi K-Nearest Neighbor dengan Pemilihan Fitur pada Aplikasi Prediksi Kelayakan Pengajuan Pinjaman," *Journal of Informatics and Computer Science*, vol. 03, 2022.
- [2] Z. Sidik, "KLASIFIKASI KELANCARAN KREDIT FURNITURE MENGGUNAKAN ALGORITMA K-NEAREST NEIGHBOR BERBASIS FORWARD SELECTION."
- [3] R. L. Hasanah, M. Hasan, W. E. Pangesti, F. F. Wati, and W. Gata, "KLASIFIKASI PENERIMA DANA BANTUAN DESA MENGGUNAKAN METODE KNN (K-NEAREST NEIGHBOR)," *Jurnal Techno Nusa Mandiri*, vol. 16, no. 1, pp. 1–6, Mar. 2019, doi: 10.33480/techno.v16i1.25.
- [4] Y. S. Ambar, "Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbour Dalam Menentukan Pembinaan Koperasi Kabupaten Kotawaringin Timur Application of K-NN Algorithm in Determining Co-operative Development in East Kotawaringin Regency," 2019.
- [5] B. Harpad and T. Bustomi, "Prediksi Pengajuan Kredit Usaha Pada Koperasi Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor," *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, vol. 4, no. 1, Jun. 2022, doi: 10.47065/bits.v4i1.1626.