

Prediksi Kelayakan Pengajuan Pinjaman di Koperasi menggunakan Random Forest

Luthfi Hadi Pratama¹, Mohammad Fathur Rozi²

^{1,2}Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Nusantara PGRI Kediri

³Teknik Mesin, Fakultas Teknik, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: ¹informatikaft@unpkediri.ac.id, ²luthfihadi2004@gmail.com, ³vrozies14@gmail.com

Abstrak – Proses penilaian kelayakan pinjaman pada koperasi simpan pinjam masih banyak dilakukan secara manual dan subjektif, sehingga berpotensi menimbulkan ketidakkonsistenan keputusan serta meningkatkan risiko kredit bermasalah. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model prediksi kelayakan pengajuan pinjaman pada PRIMKOPKAR PERHUTANI dengan memanfaatkan algoritma *Random Forest*. Data yang digunakan berupa data historis pinjaman anggota tahun 2024 yang meliputi gaji yang diterima, jumlah pinjaman sebelumnya, tenor pinjaman sebelumnya, status pinjaman sebelumnya, status pindah dinas, metode pembayaran, jumlah pinjaman baru, dan tenor pinjaman baru. Metode penelitian menggunakan pendekatan kuantitatif dengan jenis penelitian pengembangan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma *Random Forest* mampu menghasilkan performa prediksi yang sangat baik berdasarkan nilai akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*. Model yang dikembangkan diharapkan dapat menjadi sistem pendukung keputusan bagi pengurus koperasi dalam menilai kelayakan pinjaman secara objektif, cepat, dan berbasis data.

Kata Kunci — Koperasi, Kelayakan Pinjaman, Machine Learning, Random Forest

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi digital telah mengubah cara lembaga keuangan dalam memberikan layanan kepada masyarakat. Koperasi simpan-pinjam sebagai salah satu lembaga yang menyediakan akses pembiayaan bagi anggota menghadapi peningkatan ekspektasi terhadap pelayanan yang cepat, transparan, serta berbasis data. Anggota menginginkan keputusan pinjaman yang tidak hanya mudah diperoleh tetapi juga adil dan dapat dipertanggungjawabkan. Permohonan pinjaman bukan sekadar transaksi keuangan, tetapi juga mencerminkan kepercayaan anggota terhadap kemampuan koperasi dalam mengelola risiko dan menjaga ketahanan finansial [1]. Oleh karena itu, proses penilaian kelayakan pinjaman yang tepat, konsisten, dan cepat menjadi faktor penting dalam menjaga kesehatan koperasi serta meningkatkan akses ekonomi bagi anggotanya.

PRIMKOPKAR PERHUTANI masih menggunakan metode manual dalam proses persetujuan pinjaman, seperti checklist tradisional, wawancara, dan interpretasi subjektif petugas. Pendekatan ini berisiko tinggi terhadap bias, inkonsistensi dalam pengambilan keputusan serta kesalahan dalam mengklasifikasikan calon peminjam berdasarkan tingkat risiko. Kondisi tersebut berpotensi meningkatkan jumlah pinjaman bermasalah (*non-performing loan*) dan menurunkan kinerja finansial koperasi. Selain itu, metode manual sering kali tidak mampu memanfaatkan data historis anggota seperti gaji yang diterima, jumlah pinjaman sebelumnya, tenor pinjaman sebelumnya, status pinjaman sebelumnya, pindah dinas, metode pembayaran, jumlah pinjaman baru, serta tenor pinjaman baru yang sebenarnya dapat digunakan sebagai indikator risiko kredit.

Teknologi machine learning menawarkan pendekatan penilaian yang lebih sistematis dan berbasis data. Model seperti Random Forest telah digunakan untuk memprediksi kelayakan kredit di institusi keuangan dan terbukti lebih unggul dalam menangani data yang kompleks serta menghasilkan prediksi yang akurat. Dalam penelitian sebelumnya, Random Forest menunjukkan performa yang lebih baik dibandingkan Logistic Regression, dengan nilai F1 sebesar 94,68 dan AUC sebesar 0,90 [2]. Penelitian lainnya menunjukkan bahwa teknik klasifikasi berbasis Random Forest mampu menghasilkan akurasi tinggi dalam menentukan kredit yang layak dan tidak layak [3]. Keunggulan utama Random Forest terletak pada kemampuannya memproses data multidimensi serta memberikan analisis terhadap variabel yang paling berpengaruh terhadap risiko pinjaman.

Namun, sebagian besar penelitian sebelumnya masih berfokus pada dataset dari sektor perbankan formal seperti German Credit Data, dataset umum dari Kaggle, atau data komersial dari lembaga keuangan besar [3]. Karakteristik tersebut tidak sepenuhnya mencerminkan kondisi koperasi simpan-pinjam di Indonesia yang memiliki struktur anggota yang berbeda, sistem transaksi internal, dan pola pembayaran yang unik. Data koperasi seperti gaji yang diterima, jumlah pinjaman sebelumnya, tenor pinjaman sebelumnya, status pinjaman sebelumnya, pindah dinas, metode pembayaran, jumlah pinjaman baru, serta tenor pinjaman baru jarang dieksplorasi secara spesifik dalam model prediksi risiko kredit. Selain itu, penelitian di lembaga mikro sering belum menekankan

analisis fitur penting (feature importance) yang dapat membantu pengurus memahami variabel yang paling memengaruhi kelayakan pinjaman [4]. Dengan demikian, terdapat kesenjangan penelitian terkait pengembangan model prediksi yang sesuai dengan karakteristik koperasi, terutama di PRIMKOPKAR PERHUTANI.

Berdasarkan kondisi tersebut, penelitian ini mengembangkan serta menerapkan algoritma Random Forest untuk memprediksi kelayakan pengajuan pinjaman anggota di PRIMKOPKAR PERHUTANI. Model tersebut dibangun berdasarkan data historis anggota serta riwayat pinjaman di koperasi, sehingga mampu mengklasifikasikan pengajuan pinjaman ke dalam kategori berisiko layak, dipertimbangkan dan tidak layak. Selain memberikan prediksi, penelitian ini juga menyajikan analisis fitur penting untuk mengidentifikasi variabel yang paling berpengaruh dalam menentukan kelayakan pinjaman, seperti gaji yang diterima, jumlah pinjaman sebelumnya, tenor pinjaman sebelumnya, status pinjaman sebelumnya, pindah dinas, metode pembayaran, jumlah pinjaman baru, serta tenor pinjaman baru. Diharapkan model ini dapat membantu pengurus koperasi dalam mengambil keputusan secara objektif, cepat, dan berbasis data, serta memberikan kontribusi akademik dalam penerapan machine learning pada lembaga keuangan mikro di Indonesia.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan jenis penelitian pengembangan (development research). Data yang digunakan merupakan data historis pengajuan pinjaman anggota PRIMKOPKAR PERHUTANI tahun 2024.

2.1 Dataset dan Variabel Penelitian

Dataset yang digunakan merupakan data historis pengajuan pinjaman anggota koperasi karyawan tahun 2024. Variabel input meliputi gaji bersih (take home pay), jumlah pinjaman sebelumnya, tenor pinjaman sebelumnya, status pinjaman sebelumnya, status pindah dinas, metode pembayaran, jumlah pinjaman baru, dan tenor pinjaman baru. Variabel output berupa label kelayakan pinjaman yang diklasifikasikan menjadi tiga kelas, yaitu layak, dipertimbangkan, dan tidak layak.

Tabel 1 Contoh Dataset

Gaji	Pinjaman Sebelumnya	Tenor Lama	Status	Pindah Dinas	Metode Pembayaran	Pinjaman baru	Tenor Baru	Label
6.501.642	25.000.000	24	0	1	0	25.000.000	24	Tidak Layak
5.086.060	6.000.000	12	0	0	1	25.000.000	18	Dipertimbangkan

2.2 Pra-Pemrosesan Data

Pra-pemrosesan data dilakukan untuk memastikan data siap digunakan oleh algoritma *Random Forest*. Variabel kategorikal diubah menjadi bentuk numerik menggunakan teknik *encoding*. Data juga diperiksa untuk memastikan tidak terdapat nilai kosong serta memiliki format yang konsisten.

Tabel 2 Dataset setelah Encoding

Gaji	Pinjaman Sebelumnya	Tenor Lama	Status	Pindah Dinas	Metode Pembayaran	Pinjaman baru	Tenor Baru	Label
6.501.642	25.000.000	24	0	1	0	25.000.000	24	Tidak Layak
5.086.060	6.000.000	12	0	0	1	25.000.000	18	Dipertimbangkan

2.3 Algoritma *Random Forest*

Algoritma yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Random Forest Classification*, sebuah metode pembelajaran berbasis ensemble yang menggabungkan banyak pohon keputusan (*decision tree*) untuk meningkatkan keakuratan hasil prediksi dan meminimalkan risiko *overfitting*. Seperti yang dijelaskan oleh [5] dalam bukunya *Understanding Random Forests*, *Random Forest* bekerja dengan cara membangun sejumlah pohon keputusan menggunakan data dan fitur yang dipilih secara acak, lalu menggabungkan hasil prediksi dari masing-masing pohon melalui mekanisme pemungutan suara untuk melakukan klasifikasi. Tahapan Algoritma Random Forest:

1. Inisialisasi

Pada tahap ini, sistem menginisialisasi parameter *Random Forest*, seperti jumlah pohon keputusan (misalnya 5 pohon), pemilihan fitur secara acak pada setiap node, dan pengambilan sampel data menggunakan metode *bootstrap*.

2. Iterasi (Pembuatan Pohon keputusan)

Setiap pohon keputusan dibangun menggunakan subset data yang berbeda. Pada setiap node, algoritma memilih fitur terbaik berdasarkan perhitungan tingkat *impurity* (*Gini Index*) [6]. Proses ini dilakukan berulang hingga pohon mencapai kondisi berhenti.

1) Pembentukan Pohon Keputusan (*Decission Tree*)

Setiap pohon keputusan pada *Random Forest* dibangun menggunakan subset data dan fitur yang dipilih secara acak. Pada setiap node, pemilihan atribut pemisah dilakukan berdasarkan nilai *Gini Index* terendah. Rumus *Gini Index* dinyatakan sebagai berikut:

$$Gini = 1 - \sum_{i=1}^n p_i^2 \dots \dots \dots (1)$$

dengan p_i merupakan proporsi data pada kelas ke- i . Perhitungan *Gini* pada Node Awal Berdasarkan data setelah pra-pemrosesan pada rumus (1), terdapat:

- a. 1 data berlabel Dipertimbangkan
- b. 1 data berlabel Tidak Layak

Sehingga *Gini* pada Node awal adalah:

$$Gini_{awal} = 1 - (0,5^2 + 0,5^2) = 0,5 \dots \dots \dots (2)$$

Pemilihan Atribut Pemisah Selanjutnya dilakukan pemilihan atribut, misalnya Status Pinjaman Sebelumnya, untuk melakukan pemisahan data:

- a) Status Pinjaman = 1 menjadi 1 data Dipertimbangkan
- b) Status Pinjaman = 0 menjadi 1 data Tidak Layak

Gini pada masing-masing node hasil pemisahan adalah:

$$Gini_{node} = 1 - (1^2 + 0^2) = \dots \dots \dots (3)$$

Nilai *Gini* setelah pemisahan:

$$Gini_{split} = \left(\frac{1}{2} \times 0\right) + \left(\frac{1}{2} \times 0\right) = 0 \dots \dots \dots (4)$$

Karena nilai *Gini* setelah pemisahan lebih kecil dibandingkan *Gini* awal, maka atribut Status Pinjaman Sebelumnya dipilih sebagai node pemisah terbaik pada pohon keputusan. Proses ini dilakukan berulang pada setiap pohon hingga memenuhi kriteria berhenti.

2) Hasil Prediksi Setiap Pohon Keputusan

Setelah seluruh pohon keputusan terbentuk, masing-masing pohon menghasilkan satu prediksi kelas terhadap data uji. Contoh hasil prediksi lima pohon keputusan

- a. Data Ke-1 ditunjukkan pada tabel berikut:

Tabel 3 hasil Data ke-1

Pohon Keputusan	Hasil prediksi
Tree 1	Tidak Layak
Tree 2	Dipertimbangkan
Tree 3	Dipertimbangkan
Tree 4	Tidak Layak
Tree 5	Tidak Layak

- b. Data Ke-2 ditunjukkan pada tabel berikut:

Tabel 4 hasil Data ke-2

Pohon Keputusan	Hasil prediksi
Tree 1	Dipertimbangkan

Tree 2	Dipertimbangkan
Tree 3	Tidak Layak
Tree 4	Tidak Layak
Tree 5	Tidak Layak

3) Penentuan Keputusan Akhir (Voting Majority)

Penentuan keputusan akhir pada algoritma *Random Forest* dilakukan menggunakan mekanisme voting mayoritas, yaitu kelas yang paling banyak diprediksi oleh pohon keputusan akan menjadi hasil akhir model. Berdasarkan hasil voting: Kelas Tidak Layak memperoleh jumlah suara terbanyak Sehingga hasil prediksi akhir Random Forest untuk data ke-1 adalah Tidak Layak. Sedangkan untuk data ke-2 hasil voting kelas Tidak Layak juga memperoleh hasil terbanyak

4) Keterkaitan Perhitungan Gini dan Voting

Perhitungan *Gini Index* berperan dalam menentukan struktur masing-masing pohon keputusan, sedangkan mekanisme voting mayoritas berperan dalam menggabungkan hasil prediksi dari seluruh pohon untuk menghasilkan keputusan akhir. Dengan begitu, *Random Forest* mampu menghasilkan prediksi yang lebih stabil dan akurat dibandingkan satu pohon keputusan tunggal.

3. Kriteria Berhenti

Proses pembentukan pohon keputusan berhenti apabila: Kedalaman maksimum pohon telah tercapai, Tidak terdapat penurunan nilai *impurity* yang signifikan, dan Jumlah data pada node sudah terlalu sedikit. Jika seluruh pohon keputusan terbentuk, hasil prediksi digabungkan menggunakan mekanisme voting mayoritas. Contoh, jika 2 dari 5 pohon menghasilkan prediksi Layak, maka keputusan akhir *Random Forest* adalah Layak.

2.4 Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan menggunakan confusion matrix serta metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score untuk mengukur kinerja klasifikasi.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini menjelaskan hasil pengujian terhadap model Random Forest yang telah dibuat serta menganalisis seberapa baik model tersebut dalam memprediksi apakah pengajuan pinjaman anggota koperasi karyawan layak dipertimbangkan. Pengujian dilakukan dengan menggunakan data uji yang terpisah dari data latih, agar hasil evaluasi lebih objektif dan tidak bias.

3.1 Skenario Pengujian

Pengujian dilakukan dengan membagi dataset menjadi data latih dan data uji menggunakan skema 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji. Data latih digunakan untuk membuat model *Random Forest*, sedangkan data uji digunakan untuk mengetahui seberapa baik model bekerja. Dalam penelitian ini, jumlah pohon keputusan yang digunakan adalah lima pohon. Jumlah ini dipilih karena mempertimbangkan aspek efisiensi komputasi dan ketetapan hasil prediksi.

Tabel 5 Distribusi Data

Kelas	Jumlah Data	Persentase (%)
Dipertimbangkan	247	38,35
Layak	259	40,22
Tidak Layak	138	21,43
Total	644	100

3.2 Confusion Matrix

Evaluasi model dilakukan dengan menggunakan confusion matrix untuk mengetahui sejauh mana model mampu mengklasifikasikan data ke dalam tiga kategori, yaitu Layak, Dipertimbangkan, dan Tidak Layak. Confusion matrix menunjukkan berapa banyak data yang berhasil diprediksi dengan benar dan berapa banyak yang salah pada setiap kategori. Hasil dari confusion matrix menunjukkan bahwa sebagian besar data uji berhasil diklasifikasikan dengan benar oleh model Random Forest. Kesalahan klasifikasi yang terjadi tergolong kecil, dan

umumnya terjadi pada kategori Dipertimbangkan. Hal ini disebabkan karena kategori Dipertimbangkan memiliki batas keputusan yang lebih sulit dibedakan dibandingkan kategori Layak dan Tidak Layak.

Tabel 6 Confusion Matrix

Aktual \ Prediksi	Dipertimbangkan	Layak	Tidak Layak	Jumlah
Dipertimbangkan	232	7	8	247
Layak	10	249	0	259
Tidak Layak	12	0	126	138
Jumlah	254	256	134	644

3.3 Evaluasi Matrix Klasifikasi

Dari hasil confusion matrix, diperoleh beberapa metrik evaluasi, yaitu accuracy, precision, recall, dan F1-score. Accuracy menunjukkan seberapa tepat model dalam melakukan klasifikasi secara keseluruhan. Precision menunjukkan seberapa akurat prediksi model untuk masing-masing kategori. Recall menunjukkan seberapa baik model dalam menemukan semua data yang seharusnya masuk ke dalam suatu kategori. F1-score adalah gabungan antara precision dan recall. Hasil pengujian menunjukkan bahwa nilai accuracy model berada dalam kategori sangat baik. Nilai precision dan recall untuk kategori Layak dan Tidak Layak cenderung lebih tinggi dibandingkan kategori Dipertimbangkan. Hal ini disebabkan karena kategori Dipertimbangkan berada di area batas keputusan yang membuat klasifikasi lebih sulit dilakukan.

Tabel 7 Hasil Evaluasi Matrix Klasifikasi

Matrix Evaluasi	Nilai
Akurasi	0,994520
Presisi	0,995744
Recall	0,995744
F1-Score	0,995744

Nilai akurasi sebesar 0,9945 menunjukkan bahwa model Random Forest mampu mengklasifikasikan data kelayakan pengajuan pinjaman dengan tingkat ketepatan yang tinggi. Nilai presisi, *recall*, dan *F1-score* yang mendekati 1 menunjukkan bahwa model memiliki performa yang sangat baik dalam membedakan kelas kelayakan pinjaman.

3.4 Analisa Hasil Prediksi

Nilai matriks evaluasi yang tinggi dalam penelitian ini dipengaruhi oleh sifat data koperasi yang digunakan. Sebagian besar data memiliki pola yang hampir sama, terutama pada beberapa variabel berikut:

- Metode pembayaran, yang sebagian besar menggunakan cara potong gaji
- Status pindah dinas, yang kebanyakan memiliki nilai tidak,
- Status pinjaman sebelumnya, yang sebagian besar dalam kondisi lancar.

Keadaan tersebut membuat hubungan antara variabel input dan label kelayakan pinjaman lebih jelas dan mudah dipahami oleh algoritma *Random Forest*. Karena adanya pola yang dominan, model cenderung menghasilkan prediksi yang konsisten dan stabil, sehingga menghasilkan nilai akurasi serta *Matrix* evaluasi lainnya yang tinggi. Meski demikian, hasil evaluasi ini tetap valid secara *metodologis* karena mencerminkan keadaan nyata di lingkungan koperasi karyawan, di mana sistem potong gaji dan stabilitas anggota berkontribusi besar terhadap rendahnya risiko gagal bayar.

3.5 Perbandingan dengan Pendekatan Konvensional

Analisis lebih jauh menunjukkan bahwa variabel seperti gaji *Take Home Pay*, Jumlah pinjaman sebelumnya, tenor pinjaman sebelumnya, status pinjaman sebelumnya, keterangan pindah dinas, jumlah pinjaman baru dan tenor pinjaman baru mempengaruhi hasil prediksi kelayakan pinjaman secara signifikan. Anggota yang menggunakan metode pembayaran potongan gaji dan memiliki riwayat pinjaman yang baik cenderung dikelompokkan dalam kategori Layak. Sebaliknya, anggota dengan rasio pinjaman terhadap gaji yang tinggi serta riwayat pinjaman yang buruk cenderung masuk ke kategori Tidak Layak. Penggunaan algoritma Random Forest memungkinkan model menangkap hubungan yang tidak linear antar variabel, yang sulit dicapai oleh metode

klasifikasi linear. Hal ini terlihat dari kemampuan model dalam mengklasifikasikan data dengan berbagai karakteristik secara konsisten.

3.6 Implikasi Hasil Penelitian

Hasil penelitian ini memiliki dampak praktis dan akademis. Secara praktis, model yang berhasil dibuat bisa digunakan sebagai alat bantu keputusan bagi pengurus koperasi dalam mengevaluasi kelayakan pinjaman anggota. Secara akademis, penelitian ini memberikan sumbangan dalam penerapan algoritma Random Forest dalam konteks koperasi karyawan, yang masih kurang banyak dibahas dalam penelitian sebelumnya.

3.7 Keterbatasan Penelitian

Meskipun menunjukkan hasil yang baik, penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan. Dataset yang digunakan masih terbatas pada satu koperasi dan satu periode waktu, sehingga penerapan hasil penelitian perlu diuji lebih lanjut. Selain itu, penelitian ini belum membandingkan performa Random Forest dengan algoritma machine learning lainnya secara langsung.

3.8 Implementasi Sistem

a) Halaman Input Data

Gambar 1 menunjukkan antarmuka Form Input Sistem Prediksi Pengajuan Pinjaman yang digunakan sebagai media interaksi antara pengguna dan sistem. Form ini berfungsi untuk memasukkan data calon peminjam yang akan diproses oleh model Random Forest dalam menentukan kelayakan pengajuan pinjaman. Form input terdiri dari beberapa atribut utama, yaitu gaji take home pay (THP), jumlah pinjaman sebelumnya, tenor pinjaman sebelumnya, status pinjaman sebelumnya, status pindah dinas, metode pembayaran, jumlah pinjaman baru, dan tenor pinjaman baru. Seluruh atribut tersebut merupakan variabel input yang telah ditentukan pada tahap perancangan sistem dan sesuai dengan dataset yang digunakan dalam penelitian ini. Setelah seluruh data diinputkan, pengguna dapat menekan tombol “Prediksi” untuk memproses data tersebut. Sistem kemudian akan mengirimkan data input ke model Random Forest yang telah dilatih sebelumnya. Hasil prediksi yang dihasilkan berupa keputusan kelayakan pengajuan pinjaman, yaitu Layak, Dipertimbangkan, atau Tidak Layak. Antarmuka ini dirancang dengan tampilan sederhana dan mudah digunakan agar dapat membantu pengurus koperasi dalam melakukan evaluasi pengajuan pinjaman secara cepat, objektif, dan berbasis data.

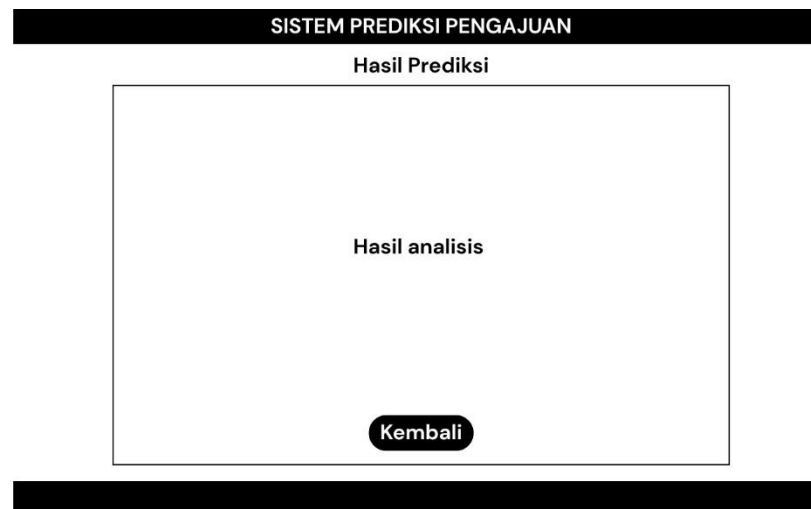
The image shows a web-based form titled "SISTEM PREDIKSI PENGAJUAN" with a subtitle "Form Input". The form contains eight input fields arranged vertically, each with a label to its left: "Gaji THP", "Jumlah pinjaman sebelumnya", "tenor sebelumnya", "status pinjaman", "pindah dinas", "metode pembayaran", "jumlah pinjaman baru", and "tenor pinjaman baru". Below these fields is a black button with the white text "prediksi". The entire form is enclosed in a light gray border.

Gambar 1. Halaman Input Prediksi

b) Halaman hasil Prediksi

Pada Gambar 2 menampilkan tampilan hasil prediksi dari sistem prediksi pengajuan pinjaman koperasi. Halaman ini berfungsi untuk menyajikan hasil analisis kelayakan pengajuan pinjaman berdasarkan data yang telah dimasukkan pada form input sebelumnya. Hasil prediksi ditampilkan dalam bentuk keputusan kelayakan, yaitu Layak, Dipertimbangkan, atau Tidak Layak, yang merupakan keluaran dari model Random Forest. Keputusan tersebut dihasilkan melalui proses klasifikasi yang mempertimbangkan berbagai variabel, seperti gaji bersih, riwayat pinjaman, metode pembayaran, serta tenor pinjaman. Selain menampilkan hasil keputusan, halaman ini juga menyediakan tombol “Kembali” yang memungkinkan pengguna untuk kembali ke halaman form input apabila ingin melakukan prediksi ulang dengan data yang berbeda. Hal ini mendukung kemudahan penggunaan sistem dan fleksibilitas dalam proses evaluasi pengajuan pinjaman.

Tampilan hasil prediksi ini dirancang untuk memberikan informasi yang jelas dan mudah dipahami oleh pengurus koperasi, sehingga dapat digunakan sebagai sistem pendukung keputusan dalam menilai kelayakan pengajuan pinjaman secara objektif dan berbasis data



Gambar 2. Halaman Hasil Prediksi

4. SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan yang telah diuraikan pada bagian sebelumnya, maka simpulan dari penelitian ini dapat disampaikan sebagai berikut:

1. Penerapan algoritma Random Forest Classification pada data koperasi karyawan menunjukkan bahwa metode ini dapat digunakan secara efektif dalam memprediksi kelayakan pengajuan pinjaman. Model yang dibangun mampu mengklasifikasikan pengajuan pinjaman ke dalam kategori Layak, Dipertimbangkan, dan Tidak Layak secara sistematis dan konsisten.
2. Hasil evaluasi model menunjukkan bahwa algoritma Random Forest memiliki tingkat kinerja yang sangat baik, yang ditunjukkan oleh nilai akurasi, presisi, recall, dan F1-score yang tinggi. Hal ini mengindikasikan bahwa model mampu memberikan prediksi yang reliabel dan dapat mendukung proses pengambilan keputusan di koperasi.
3. Keunggulan utama algoritma Random Forest dalam penelitian ini terletak pada kemampuannya dalam menangani data multidimensi dan hubungan non-linear antar variabel, serta mekanisme voting mayoritas yang mampu mengurangi risiko kesalahan prediksi dan overfitting.
4. Penelitian ini masih memiliki keterbatasan, terutama pada cakupan data yang digunakan yang hanya berasal dari satu koperasi dan satu periode waktu tertentu. Kondisi ini menyebabkan hasil penelitian belum sepenuhnya dapat digeneralisasikan pada koperasi dengan karakteristik yang berbeda.

Pengembangan penelitian selanjutnya dapat dilakukan dengan memperluas jumlah dan variasi data, melakukan perbandingan dengan algoritma klasifikasi lainnya, serta mengimplementasikan model ke dalam sistem pendukung keputusan berbasis aplikasi agar dapat digunakan secara langsung oleh pengurus koperasi dalam kegiatan operasional sehari-hari.

5. SARAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan serta keterbatasan yang masih ditemukan, penelitian selanjutnya disarankan untuk memperluas cakupan data yang digunakan, baik dari segi jumlah data, rentang waktu pengambilan data, maupun sumber data dari koperasi karyawan yang memiliki karakteristik berbeda. Perluasan dataset ini diharapkan dapat meningkatkan kemampuan generalisasi model serta memberikan gambaran kinerja algoritma Random Forest pada kondisi data yang lebih beragam. Selain itu, penelitian lanjutan dapat melakukan perbandingan kinerja antara algoritma Random Forest dengan algoritma klasifikasi lainnya, sehingga dapat diketahui metode yang paling efektif dan efisien dalam memprediksi kelayakan pengajuan pinjaman. Penelitian selanjutnya juga disarankan untuk melakukan optimasi parameter model guna meningkatkan performa prediksi serta mengurangi potensi bias hasil klasifikasi. Di samping itu, pengembangan penelitian dapat diarahkan pada pengujian model dalam bentuk sistem pendukung keputusan berbasis aplikasi agar kinerja model dapat dievaluasi lebih lanjut pada lingkungan operasional yang mendekati kondisi nyata.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Adrian and I. Verawati, “Analisis Performa Logistic Regression dan Random Forest dalam Klasifikasi Kelayakan Penerimaan Kredit,” vol. 4, no. 2, pp. 148–158, 2025.
- [2] B. Billy Riantono and R. Andarsyah, “Analisa Performa Algoritma Random Forest & Logistic Regression Dalam Sistem Credit Scoring,” *J. Teknol. Dan Sist. Inf. Bisnis*, vol. 6, no. 2, pp. 438–444, 2024, doi: 10.47233/jteksis.v6i2.1308.
- [3] B. Prasajo and E. Haryatmi, “Analisa Prediksi Kelayakan Pemberian Kredit Pinjaman dengan Metode Random Forest,” *J. Nas. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 7, no. 2, pp. 79–89, 2021, doi: 10.25077/teknosi.v7i2.2021.79-89.
- [4] F. Damayanti, Arief Budiman, Siti Sundari, and Theodora MV Nainggolan, “Classification of Customer Credit Risk Levels Using the Random Forest Method: A Case Study on Microfinance Institutions,” *J. Comput. Sci. Artif. Intell. Commun.*, vol. 1, no. 2, pp. 52–56, 2024, doi: 10.64803/jocsaic.v1i2.20.
- [5] Louppe, G. (2014). *Understanding random forests: From Theory to practice* (By University of Liège, Faculty of Applied Sciences, Department of Electrical Engineering & Computer Science, L. Wehenkel, P. Geurts, B. Boigelot, R. Detry, G. Bontempi, & G. Biau).
- [6] Tholib, A. (2023). *Implementasi Algoritma Machine Learning Berbasis Web dengan Framework Streamlit* (M. A. Yaqin, Ed.; Cetakan 1) [Book; Print]. Pustaka Nurja. <https://pustakanurja.unuja.ac.id>