JURNAL LOCUS: Penelitian & Pengabdian
Volume 5 No. 11 November 2026, pp 9811-9819
E-ISSN 2829-7334
DOI: 10.58344/locus.v5i11.6335

Sistem Deteksi Dini Kredit Bermasalah Menggunakan Algoritma *Random Forest* dan Pendekatan *Explainable AI*

Theorema Fosheca Chaidir*, Heni Sulistiani
Universitas Teknokrat Indonesia, Indonesia
Email: theoremafsc@gmail.com*, henisulistiani@teknokrat.ac.id

Keywords:
Random Forest; Explainable AI; Non-Performing Loan; Classification; Feature Importance

This is an open access article under the CC BY-SA license.

Copyright © 2026 by Author. Published by Riviera Publishing

Abstract

The high rate of non-performing loans (NPL) in the banking sector necessitates a prediction system that is not only accurate but also capable of providing interpretable explanations for each decision made. This study constructs an early warning detection system for NPL using a Quantitative Predictive approach based on the Random Forest algorithm integrated with Explainable AI (XAI) methods. The dataset comprises 12.500 simulated records with a distribution of 76,0% performing loans and 24,0% non-performing loans, encompassing five variables: payment history, monthly income, loan amount, credit tenure, and debt-to-income ratio (DTI). Following oversampling of training data, the model was optimized using 10-fold Grid Search over the parameter space: n_estimators ∈ {100,200,300,400}, max_depth ∈ {5,10,15,None}, min_samples_split ∈ {2,5,10}, and max_features ∈ {'sqrt','log2'}. The optimal configuration obtained was n_estimators=300, max_depth=10, min_samples_split=5, max_features='sqrt'. Testing on 2.500 samples achieved accuracy 96,40%, precision 91,52%, recall 93,66%, F1-Score 92,57%, and ROC-AUC 0,9938, outperforming Naive Bayes, Logistic Regression, and Decision Tree. Feature importance analysis identified payment history (0,6223) as the most dominant variable, followed by DTI ratio (0,2070). This study demonstrates that combining Random Forest with XAI produces a prediction system that is both accurate and interpretable for financial decision-making stakeholders.

Kata Kunci:
Random Forest; Explainable AI; Kredit Bermasalah; Klasifikasi; *Feature Importance*.

Abstrak

Tingginya risiko kredit bermasalah di sektor perbankan mendorong kebutuhan akan sistem prediksi yang tidak sekadar akurat, tetapi juga mampu memberikan penjelasan atas setiap keputusan yang dihasilkan. Penelitian ini membangun sistem deteksi dini kredit bermasalah menggunakan pendekatan Kuantitatif Prediktif berbasis algoritma *Random Forest* yang diintegrasikan dengan metode *Explainable AI* (XAI). Dataset yang digunakan terdiri dari 12.500 record simulasi dengan distribusi 76,0% kredit lancar dan 24,0% kredit bermasalah, mencakup lima variabel: riwayat pembayaran, pendapatan bulanan, jumlah pinjaman, lama kredit, dan rasio utang (DTI). Setelah proses oversampling pada data latih, model dioptimasi menggunakan Grid Search 10-fold dengan ruang pencarian n_estimators ∈ {100,200,300,400}, max_depth ∈ {5,10,15,None}, min_samples_split ∈ {2,5,10}, dan max_features ∈ {'sqrt','log2'}. Konfigurasi terbaik yang diperoleh adalah n_estimators=300, max_depth=10, min_samples_split=5, max_features='sqrt'. Pengujian terhadap 2.500 sdata uji menghasilkan akurasi 96,40%,

precision 91,52%, recall 93,66%, F1-Score 92,57%, dan ROC-AUC 0,9938, mengungguli Naive Bayes, Logistic Regression, dan Decision Tree. Analisis feature importance mengidentifikasi riwayat pembayaran (0,6223) sebagai variabel paling dominan, diikuti rasio utang (0,2070). Penelitian ini menunjukkan bahwa kombinasi *Random Forest* dan XAI mampu menghasilkan sistem prediksi yang akurat sekaligus dapat dijelaskan kepada pemangku kepentingan keuangan.

PENDAHULUAN

Industri perbankan menghadapi tantangan nyata dalam menjaga kualitas portofolio kredit di tengah dinamika ekonomi yang terus berubah (Nisa et al., 2025). Salah satu indikator yang paling diperhatikan oleh regulator dan manajemen bank adalah rasio kredit bermasalah atau *Non-Performing Loan* (NPL), yakni kondisi di mana debitur tidak mampu memenuhi kewajiban pembayaran pinjaman sesuai jadwal yang telah disepakati (Bank Indonesia, 2012). Berdasarkan laporan Otoritas Jasa Keuangan [OJK] (2023), rasio NPL perbankan nasional masih berada di kisaran 2,5% hingga 3,1%, sebuah angka yang apabila tidak dikendalikan dapat berdampak sistemik terhadap stabilitas sektor keuangan (Fachrurrozie et al., 2025; Lestari et al., 2025).

Metode penilaian kredit yang selama ini banyak digunakan oleh lembaga keuangan umumnya masih bertumpu pada pendekatan judgmental berbasis pengalaman analis atau aturan bisnis yang relatif statis (Altman & Sabato, 2007). Pendekatan tersebut memiliki kelemahan mendasar dalam hal skalabilitas dan kemampuannya menangkap pola tersembunyi dari data nasabah yang berdimensi tinggi dan terus berkembang. Perkembangan teknologi machine learning menawarkan solusi yang lebih adaptif dan berbasis data untuk persoalan klasifikasi risiko semacam ini (Arakelyan & Ghazaryan, 2025; Han & Kamber, 2011; Rahmawati & Handayani, 2025).

Di antara berbagai algoritma klasifikasi yang tersedia, *Random Forest* tergolong sebagai salah satu pilihan yang paling banyak digunakan dalam studi analisis risiko kredit. Algoritma ini bekerja dengan membangun sejumlah besar pohon keputusan secara paralel menggunakan teknik bootstrap sampling, lalu mengagregasi hasil prediksi melalui voting mayoritas (Breiman, 2001). Kombinasi dari banyak model lemah ini terbukti menghasilkan prediksi yang lebih stabil dan akurat, bahkan pada data dengan distribusi kelas tidak seimbang yang umum dijumpai dalam dataset kredit nyata (Akinjole et al., 2024; Bhakti et al., 2024; Ginting et al., 2025; Yulvida et al., 2025).

Namun, penerapan model *machine learning* seperti *Random Forest* di lingkungan perbankan tidak semata-mata soal performa prediksi. Regulator dan nasabah berhak mendapatkan penjelasan yang dapat dipahami atas keputusan pemberian atau penolakan kredit. Kebutuhan inilah yang melatarbelakangi munculnya bidang *Explainable AI* (XAI), yang menyediakan berbagai teknik untuk membuka 'kotak hitam' dari model *machine learning* agar hasilnya dapat diinterpretasikan secara logis dan akuntabel (Arrieta et al., 2020; Melsom et al., 2022; Nallakaruppan et al., 2024).

Kebaruan penelitian ini terletak pada integrasi algoritma *Random Forest* yang dioptimasi melalui *Grid Search Cross-Validation* dengan pendekatan *Explainable AI* berbasis *feature importance* dan LIME untuk konteks deteksi dini kredit bermasalah di perbankan Indonesia. Tujuan penelitian ini adalah (1) membangun model prediktif berbasis *Random Forest* yang

dioptimasi melalui *Grid Search Cross-Validation*, (2) membandingkan performa model dengan tiga algoritma baseline lainnya, serta (3) menerapkan pendekatan XAI berbasis *feature importance* dan LIME untuk menghasilkan interpretasi yang transparan dan dapat dipertanggungjawabkan secara ilmiah. Manfaat penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi teoretis berupa pengayaan literatur tentang penerapan XAI dalam analisis kredit, serta kontribusi praktis bagi institusi keuangan dalam mengembangkan sistem peringatan dini yang lebih akurat, transparan, dan sesuai dengan prinsip manajemen risiko (Aruleba & Sun, 2024; Ribeiro et al., 2016; Witten et al., 2016; Xie & Shingadia, 2025).

METODE PENELITIAN

Pendekatan dan Jenis Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan Kuantitatif Prediktif, yaitu pendekatan ilmiah yang bertujuan membangun model matematis untuk memprediksi nilai variabel target berdasarkan pola statistik yang terkandung dalam data historis terukur. Desain penelitian mengikuti alur CRISP-DM (*Cross-Industry Standard Process for Data Mining*) yang terdiri atas enam fase berurutan: pemahaman domain bisnis, pemahaman data, persiapan data, pemodelan, evaluasi, dan penyebaran hasil. Pemilihan kerangka kerja ini didasarkan pada kematangannya sebagai standar industri dalam proyek data mining dan kesesuaiannya dengan konteks penelitian skripsi bidang Teknik Informatika.

Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan dataset simulasi yang dikonstruksi secara sistematis untuk merepresentasikan distribusi dan pola karakteristik nasabah kredit perbankan Indonesia. Pemilihan data simulasi dilandasi oleh pertimbangan etis terkait kerahasiaan data nasabah serta untuk memastikan reproducibility eksperimen, sesuai dengan praktik yang lazim digunakan dalam penelitian ilmu komputer (Witten et al., 2016). Dataset dibangun menggunakan generator acak dengan seed tetap (random_state=42) sehingga setiap eksekusi menghasilkan data yang identik.

Total dataset terdiri atas 12.500 observasi dengan distribusi 9.504 kredit lancar (76,0%) dan 2.996 kredit bermasalah (24,0%). Ketidakseimbangan kelas ini sengaja dirancang untuk mencerminkan kondisi nyata portofolio kredit perbankan, di mana persentase kredit bermasalah umumnya jauh lebih kecil dibandingkan kredit lancar.

Variabel Penelitian

Penelitian ini menggunakan enam variabel yang dikelompokkan sebagai berikut:

Tabel 1. Definisi Operasional Variabel Penelitian

No	Jenis	Nama Variabel	Skala Ukur	Deskripsi
1	Bebas (X_1)	Riwayat Pembayaran	Ordinal	Skor 1–5: 1=sangat buruk, 5=sangat baik
2	Bebas (X_2)	Pendapatan Bulanan	Rasio	Rata-rata penghasilan nasabah per bulan (Rp)
3	Bebas (X_3)	Jumlah Pinjaman	Rasio	Total pokok pinjaman yang diajukan (Rp)
4	Bebas (X_4)	Lama Kredit	Rasio	Durasi pinjaman dalam satuan bulan
5	Bebas (X_5)	Rasio Utang / DTI	Rasio	Persentase total cicilan terhadap pendapatan (%)
6	Terikat (Y)	Status Kredit	Nominal	0 = Lancar; 1 = Bermasalah

Prapemrosesan Data

Proses prapemrosesan dilakukan melalui empat tahapan berurutan. Pertama, normalisasi fitur menggunakan Min-Max Scaling untuk memetakan seluruh nilai ke rentang [0, 1], menghindarkan dominasi variabel berskala besar seperti pendapatan terhadap variabel berskala kecil seperti lama kredit. Kedua, pembagian dataset menggunakan stratified train-test split dengan rasio 80:20, menghasilkan 10.000 data latih dan 2.500 data uji. Penggunaan stratified split memastikan proporsi kelas pada kedua subset tetap terjaga.

Ketiga, penanganan ketidakseimbangan kelas pada data latih dilakukan melalui teknik oversampling berbasis sintesis, di mana data minoritas (kredit bermasalah) dibuat sintetis menggunakan interpolasi linear antara sampel tetangga dalam ruang fitur. Teknik ini menghasilkan 15.206 data latih dengan rasio kelas yang seimbang, tanpa menyentuh data uji sehingga evaluasi tetap mencerminkan kondisi distribusi data asli. Keempat, seluruh transformasi fitting hanya dilakukan pada data latih untuk mencegah terjadinya data leakage yang dapat menyebabkan estimasi performa yang optimistik.

Pembangunan dan Optimasi Model *Random Forest*

Model *Random Forest* dibangun menggunakan *library scikit-learn Python* dengan konfigurasi awal n_estimators=300 dan random_state=42 untuk menjamin *reproducibility*. Proses optimasi hyperparameter dilakukan melalui metode *Grid Search Cross-Validation* dengan 10-fold (StratifiedKFold), mengeksplorasi ruang parameter berikut: n_estimators ∈ {100, 200, 300, 400}, max_depth ∈ {5, 10, 15, None}, min_samples_split ∈ {2, 5, 10}, dan max_features ∈ {‘sqrt’, ‘log2’}. Metrik optimasi yang digunakan adalah F1-Score mengingat sifat dataset yang tidak seimbang, di mana akurasi tunggal tidak representatif.

Dataset dibagi dengan proporsi 80% data latih (10.000 observasi sebelum oversampling, 15.206 setelah oversampling) dan 20% data uji (2.500 observasi) menggunakan stratified split. Konfigurasi optimal yang diperoleh dari eksperimen Grid Search adalah: n_estimators=300, max_depth=10, min_samples_split=5, max_features=’sqrt’. Sebagai perbandingan, dilakukan pengujian terhadap tiga algoritma baseline: Naïve Bayes, Logistic Regression, dan Decision Tree — ketiganya dilatih dengan data latih yang sama untuk memastikan perbandingan yang adil.

Evaluasi dan Interpretasi Model

Evaluasi model dilakukan menggunakan lima metrik: *Accuracy* (proporsi prediksi benar secara keseluruhan), *Precision* (ketepatan model dalam memprediksi kelas positif), *Recall* (kemampuan model mendeteksi semua kasus positif), *F1-Score* (rata-rata harmonik *precision* dan *recall*), serta ROC-AUC (luas area di bawah kurva ROC sebagai ukuran kemampuan diskriminatif). Confusion matrix digunakan untuk menganalisis distribusi *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN).

Interpretasi model dilakukan menggunakan dua pendekatan XAI. Pertama, *feature importance* dari *Random Forest* untuk mengetahui kontribusi global setiap variabel. Kedua, LIME (*Local Interpretable Model-agnostic Explanations*) untuk menghasilkan penjelasan lokal pada tiga profil nasabah representatif yang dipilih berdasarkan karakteristik probabilitas prediksi.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Optimasi Hyperparameter

Proses Grid Search 10-fold mengeksplorasi total 4 × 4 × 3 × 2 = 96 kombinasi hyperparameter. Konfigurasi terbaik yang menghasilkan F1-Score cross-validation tertinggi adalah: n_estimators=300, max_depth=10, min_samples_split=5, max_features='sqrt'. Pemilihan max_depth=10 menunjukkan bahwa pohon dengan kedalaman sedang sudah cukup untuk menangkap kompleksitas pola dalam data ini, sementara max_features='sqrt' memastikan diversifikasi antar pohon yang memadai untuk mengurangi korelasi di antara mereka.

Perbandingan Performa Algoritma

Tabel 2 menyajikan perbandingan performa keempat algoritma pada 2.500 data uji. Seluruh nilai merupakan hasil eksperimen aktual yang dijalankan dengan random_state=42, sehingga dapat direproduksi secara identik.

Tabel 2. Perbandingan Performa Empat Algoritma pada Data Uji (n=2.500, random_state=42)

Algoritma	*Accuracy*	*Precision*	*Recall*	*F1-Score*	ROC-AUC
Naïve Bayes	90,04%	71,24%	98,00%	82,50%	0,9741
Logistic Regression	91,88%	77,89%	92,32%	84,49%	0,9829
Decision Tree	95,12%	88,78%	91,15%	89,95%	0,9376
Random Forest (Proposed)	96,40%	91,52%	93,66%	92,57%	0,9938

Random Forest mencatat performa terbaik pada hampir seluruh metrik dengan akurasi 96,40% dan ROC-AUC 0,9938. Nilai ROC-AUC yang mendekati 1,0 ini menunjukkan kemampuan diskriminatif model yang sangat tinggi dalam membedakan kredit lancar dan bermasalah. Perbedaan performa yang cukup signifikan antara *Random Forest* (96,40%) dan *Decision Tree* (95,12%) mengkonfirmasi efektivitas mekanisme ensemble: dengan menggabungkan 300 pohon keputusan yang terdiversifikasi, varians prediksi berhasil ditekan secara substansial.

Fenomena menarik terlihat pada *Naïve Bayes* yang mencatat *recall* tertinggi (98,00%) namun dengan *precision* terendah (71,24%). Hal ini mengindikasikan kecenderungan model *Naïve Bayes* untuk mengklasifikasikan terlalu banyak kasus sebagai kredit bermasalah (tingginya *false positive*), yang dalam praktik perbankan akan menyebabkan banyak nasabah sehat ditolak kreditnya secara tidak tepat. *Random Forest* berhasil menyeimbangkan keduanya dengan precision 91,52% dan recall 93,66%, menghasilkan F1-Score 92,57% yang merupakan yang tertinggi di antara semua model.

Analisis Confusion Matrix

Tabel 3 menyajikan confusion matrix dari model *Random Forest* pada 2.500 data uji.

Tabel 3. Confusion Matrix Model *Random Forest* pada Data Uji (n=2.500)

	Prediksi: Lancar (0)	**Prediksi: Bermasalah (1)**
Aktual: Lancar (0)	**1.849 ✓ (TN)**	52 ✗ (FP)
Aktual: Bermasalah (1)	38 ✗ (FN)	**561 ✓ (TP)**

Dari 2.500 data uji, model berhasil mengklasifikasikan dengan benar sebanyak 2.410 observasi (1.849 TN + 561 TP). Terdapat 38 kasus false negative (kredit bermasalah yang diprediksi lancar) dan 52 kasus false positive. Dalam konteks manajemen risiko kredit, false

negative merupakan kesalahan yang lebih merugikan karena menyebabkan kredit bermasalah tidak terdeteksi. Nilai FN sebesar 38 yang relatif kecil menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan deteksi yang baik terhadap kasus risiko tinggi.

Analisis *Feature Importance* (*Explainable AI* — Global)

Tabel 4 menampilkan nilai *feature importance* yang dihasilkan oleh model *Random Forest*. Nilai ini dihitung sebagai rata-rata penurunan Gini impurity yang dikontribusikan oleh setiap fitur di seluruh 300 pohon keputusan dalam ensemble, kemudian dinormalisasi sehingga jumlahnya sama dengan 1,0.

Tabel 4. *Feature Importance* Model *Random Forest* — Hasil Eksperimen Aktual

Rank	Variabel	Feat. Importance	(%)	Interpretasi
1	Riwayat Pembayaran	**0,6223**	62,23%	Variabel paling dominan; skor pembayaran rendah langsung meningkatkan probabilitas kredit bermasalah
2	Rasio Utang (DTI)	0,2070	20,70%	DTI di atas 55% menunjukkan beban cicilan yang tidak proporsional terhadap pendapatan
3	Lama Kredit	0,0936	9,36%	Durasi pinjaman 9816ariabl memperbesar eksposur 9816ariab akumulasi gagal bayar
4	Jumlah Pinjaman	0,0532	5,32%	Nominal pinjaman besar 9816ariable terhadap kemampuan bayar meningkatkan risiko
5	Pendapatan Bulanan	0,0239	2,39%	Kontribusi terkecil; 9816ariable besar informasinya sudah tercakup dalam 9816ariable DTI

Riwayat pembayaran memiliki feature importance sebesar 0,6223 (62,23%), mendominasi kontribusi prediksi jauh di atas variabel lainnya. Hal ini secara intuitif masuk akal karena perilaku pembayaran historis merupakan cerminan langsung dari disiplin keuangan seorang nasabah. Rasio utang berada di posisi kedua dengan nilai 0,2070 (20,70%), mencerminkan bahwa beban cicilan yang terlalu besar relatif terhadap pendapatan merupakan faktor risiko yang signifikan.

Yang menarik adalah posisi lama kredit di peringkat ketiga (0,0936), mengungguli jumlah pinjaman (0,0532) dan pendapatan bulanan (0,0239). Temuan ini mengindikasikan bahwa durasi komitmen keuangan memiliki pengaruh yang lebih besar terhadap risiko kredit dibandingkan nominal pinjaman itu sendiri, kemungkinan karena semakin panjang tenor, semakin tinggi akumulasi risiko perubahan kondisi keuangan nasabah sepanjang waktu. Pendapatan bulanan memiliki kontribusi terkecil (0,0239), karena sebagian besar informasinya sudah tertangkap dalam variabel rasio utang yang merupakan fungsi turunan dari pendapatan.

Interpretasi LIME — Analisis Individual

Untuk melengkapi perspektif global dari feature importance, analisis LIME dilakukan terhadap tiga profil nasabah yang dipilih secara representatif berdasarkan nilai probabilitas prediksi model. Tabel 5 merangkum karakteristik dan hasil prediksi untuk masing-masing profil.

Tabel 5. Karakteristik dan Hasil Prediksi LIME pada Tiga Profil Nasabah Representatif

Profil Nasabah	Riwayat	DTI	Pendapatan	Jml. Pinjaman	Lama	Prob. NPL
Profil 1 — Risiko Sangat Tinggi	1 (Sangat Buruk)	72,3%	Rp 2,4 juta	Rp 38,5 juta	72 bln	**89,7%**
Profil 2 — Risiko Sangat Rendah	5 (Sangat Baik)	24,1%	Rp 12,8 juta	Rp 52,0 juta	36 bln	**4,2%**
Profil 3 — Ambiguitas (Borderline)	3 (Sedang)	51,6%	Rp 4,1 juta	Rp 63,2 juta	60 bln	**57,8%**

Profil 1 merepresentasikan nasabah berisiko sangat tinggi: riwayat pembayaran paling buruk (skor 1), DTI 72,3% yang jauh melampaui ambang wajar 50%, dan pendapatan hanya Rp 2,4 juta. Model memprediksi probabilitas kredit bermasalah sebesar 89,7%. LIME mengidentifikasi kombinasi riwayat sangat buruk dan DTI tinggi sebagai dua pendorong utama klasifikasi ini, konsisten dengan temuan feature importance global.

Profil 2 menggambarkan kondisi finansial yang sehat: riwayat sempurna (skor 5), DTI 24,1% yang jauh di bawah ambang risiko, dan pendapatan Rp 12,8 juta. Probabilitas gagal bayar hanya 4,2%, menunjukkan keyakinan model yang sangat tinggi. Profil 3 merupakan kasus borderline yang paling bernilai dari perspektif praktis: riwayat sedang (skor 3) dan DTI 51,6% menghasilkan probabilitas 57,8%. Kasus ambiguitas seperti ini adalah justru di mana sistem XAI memberikan nilai terbesar, karena penjelasan LIME dapat menjadi panduan bagi analis kredit untuk melakukan verifikasi tambahan sebelum keputusan final diambil.

Diskusi dan Implikasi

Secara keseluruhan, penelitian ini berhasil membuktikan bahwa algoritma *Random Forest* yang dioptimasi melalui *Grid Search* mampu menghasilkan performa klasifikasi yang sangat kompetitif pada kasus deteksi kredit bermasalah. Akurasi 96,40% dan ROC-AUC 0,9938 yang diperoleh melampaui seluruh baseline dan berada dalam rentang performa yang dilaporkan pada penelitian serupa di literatur internasional (Liang et al., 2016; Sousa et al., 2016).

Dari perspektif praktis, tiga implikasi utama dapat disimpulkan. Pertama, dominansi riwayat pembayaran dalam *feature importance* (62,23%) menegaskan bahwa pengumpulan dan pemeliharaan data historis pembayaran nasabah merupakan investasi data yang paling berdampak bagi institusi keuangan. Kedua, kemampuan LIME dalam menghasilkan penjelasan kasus per kasus memungkinkan model ini untuk memenuhi persyaratan transparansi yang diharuskan regulasi OJK. Ketiga, identifikasi kasus borderline (Profil 3) oleh sistem menunjukkan potensi penggunaan model ini sebagai alat triase awal yang merujuk kasus abu-abu ke analis manusia, bukan menggantikan keputusan manusia sepenuhnya.

KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem deteksi dini kredit bermasalah menggunakan pendekatan Kuantitatif Prediktif berbasis *Random Forest* yang diintegrasikan dengan Explainable AI. Berdasarkan eksperimen yang dilakukan, diperoleh tiga kesimpulan utama.

Pertama, model *Random Forest* dengan konfigurasi optimal n_estimators=300, max_depth=10, min_samples_split=5, max_features='sqrt' menghasilkan akurasi 96,40%,

precision 91,52%, recall 93,66%, F1-Score 92,57%, dan ROC-AUC 0,9938 pada 2.500 data uji, mengungguli Naïve Bayes, Logistic Regression, dan Decision Tree secara konsisten.

Kedua, analisis feature importance mengidentifikasi riwayat pembayaran sebagai variabel paling dominan dengan kontribusi 62,23%, diikuti rasio utang (20,70%) dan lama kredit (9,36%). Ketiga variabel ini secara kolektif menyumban g lebih dari 92% dari total feature importance model.

Ketiga, interpretasi LIME berhasil menghasilkan penjelasan yang dapat dipahami pada level prediksi individual, termasuk kemampuan mendeteksi kasus borderline yang memerlukan penanganan khusus. Hal ini membuktikan bahwa kombinasi *Random Forest* dan XAI dapat menghasilkan sistem yang tidak hanya akurat, tetapi juga transparan dan akuntabel.

REFERENSI

Akinjole, A., Shobayo, O., Popoola, J., Okoyeigbo, O., & Ogunleye, B. (2024). Ensemble-based machine learning algorithm for loan default risk prediction. *Mathematics, 12*(21), Article 3423. https://doi.org/10.3390/math12213423

Altman, E. I., & Sabato, G. (2007). Modelling credit risk for SMEs: Evidence from the US market. *Abacus, 43*(3), 332–357. https://doi.org/10.1111/j.1467-6281.2007.00234.x

Arakelyan, G., & Ghazaryan, A. (2025). Application of a machine learning algorithm to assess and minimize credit risks. *Journal of Risk and Financial Management, 18*(9), Article 520. https://doi.org/10.3390/jrfm18090520

Arrieta, A. B., Díaz-Rodríguez, N., Del Ser, J., Bennetot, A., Tabik, S., Barbado, A., García, S., Gil-López, S., Molina, D., Benjamins, R., Chatila, R., & Herrera, F. (2020). Explainable artificial intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI. *Information Fusion, 58*, 82–115. https://doi.org/10.1016/j.inffus.2019.12.012

Aruleba, I., & Sun, Y. (2024). Effective credit risk prediction using ensemble classifiers with model explanation. *IEEE Access, 12*, 115015–115025. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3445308

Bank Indonesia. (2012). *Peraturan Bank Indonesia Nomor 14/15/PBI/2012 tentang Penilaian Kualitas Aset Bank Umum*.

Bhakti, D. S., Prasetyo, A., & Arsi, P. (2024). Implementation of hyperparameter tuning in random forest algorithm for loan approval prediction. *Jurnal Teknik Informatika (Jutif), 5*(4), 63–69. https://doi.org/10.52436/1.jutif.2024.5.4.2032

Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning, 45*(1), 5–32. https://doi.org/10.1023/A:1010933404324

Fachrurrozie, Nurkhin, A., Widiatami, A. K., Baswara, S. Y., & Wahyudin, A. (2025). Bank-specific determinants and non-performing loans of Indonesian banks: Does governance matter? *Asian Journal of Accounting Perspectives, 18*(1), 1–21. https://doi.org/10.22452/ajba.vol18no1.1

Ginting, A. H., Sembiring, R. W., & Zamzami, E. M. (2025). Comparison analysis: Logistic regression, random forest, XGBoost, and CatBoost in credit scoring. In *Proceedings of the 2024 Brawijaya International Conference (BIC 2024)* (pp. 210–219). Atlantis Press. https://doi.org/10.2991/978-94-6463-854-7_16

Han, J., & Kamber, M. (2011). *Data mining: Concepts and techniques* (3rd ed.). Morgan Kaufmann Publishers.

Lestari, H. S., Usman, B., Laksono, W. S., & Abdullah, M. H. (2025). The influence of macroeconomic indicators and bank internal factors on credit risk in developing

countries. *Jurnal Ilmiah Manajemen Kesatuan, 13*(3), 1399–1410. https://doi.org/10.37641/jimkes.v13i3.3178

Liang, D., Lu, C. C., Tsai, C. F., & Shih, G. A. (2016). Financial ratios and corporate governance indicators in bankruptcy prediction: A comprehensive study. *European Journal of Operational Research, 252*(2), 561–572. https://doi.org/10.1016/j.ejor.2016.01.012

Melsom, B., Vennerød, C. B., de Lange, P. E., Hjelkrem, L. O., & Westgaard, S. (2022). Explainable artificial intelligence for credit scoring in banking. *Journal of Risk, 25*(2). https://doi.org/10.21314/JOR.2022.046

Nallakaruppan, M. K., Chaturvedi, H., Grover, V., Balusamy, B., Jaraut, P., Bahadur, J., Meena, V. P., & Hameed, I. A. (2024). Credit risk assessment and financial decision support using explainable artificial intelligence. *Risks, 12*(10), Article 164. https://www.mdpi.com/2227-9091/12/10/164

Nisa, C., Ichwani, T., Kurniawati, D., & Damayanti, A. (2025). *Tantangan Keberlanjutan Bank Perekonomian Rakyat (BPR): Dari Kinerja Hingga Regulasi*. Deepublish.

Otoritas Jasa Keuangan. (2023). *Statistik perbankan Indonesia Desember 2023*. Departemen Penelitian dan Pengaturan Perbankan OJK.

Rahmawati, T. I., & Handayani, I. (2025). Implementasi random forest untuk klasifikasi kelayakan kredit nasabah dalam pengelolaan risiko keuangan di PT BPR BKK Wonogiri. *INTECOMS: Journal of Information Technology and Computer Science, 8*(6), 1937–1946. https://doi.org/10.31539/fpfbxw26

Ribeiro, M. T., Singh, S., & Guestrin, C. (2016). "Why should I trust you?": Explaining the predictions of any classifier. In *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining* (pp. 1135–1144). ACM. https://doi.org/10.1145/2939672.2939778

Sousa, M. R., Gama, J., & Brandão, E. (2016). A new dynamic modeling framework for credit risk assessment. *Expert Systems with Applications, 45*, 341–351. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2015.09.055

Witten, I. H., Frank, E., Hall, M. A., & Pal, C. J. (2016). *Data mining: Practical machine learning tools and techniques* (4th ed.). Morgan Kaufmann Publishers.

Xie, S., & Shingadia, T. (2025). Explainable machine learning framework for predicting auto loan defaults. *Risks, 13*(9), Article 172. https://www.mdpi.com/2227-9091/13/9/172

Yulvida, D., Quinevera, S., Mardianto, R., & Joses, S. (2025). Klasifikasi pemohon pinjaman dengan hyperparameter tuning dan teknik penyeimbangan data. *Journal of Applied Computer Science and Technology (JACOST), 6*(2), 92–100. https://doi.org/10.52158/krjtrh05