Interpretasi Model Machine Learning Berbasis SHAP Untuk Prediksi Risiko Gagal Bayar Kredit

Ari Putra Wibowo[1], Arief Soma Darmawan[2], Devi Sugianti[3]
Institut Widya Pratama[123]
ariputra.stmikwp@gmail.com1, ariefsoma24@gmail.com2, devi.sugianti9807@gmail.com3

Abstrak

Penilaian risiko gagal bayar kredit merupakan aspek penting dalam manajemen risiko lembaga keuangan. Meskipun algoritma machine learning mampu menghasilkan prediksi yang akurat, sebagian besar model bersifat black box sehingga sulit diinterpretasikan. Penelitian ini bertujuan membangun model prediksi gagal bayar kredit yang memiliki performa tinggi sekaligus mampu menjelaskan faktor-faktor yang memengaruhi hasil prediksi. Dataset yang digunakan adalah Loan Data dari Kaggle dengan target klasifikasi not.fully.paid. Tahapan penelitian meliputi prapemrosesan data, pengkodean variabel kategorik, pembagian data latih dan data uji, penanganan ketidakseimbangan kelas menggunakan SMOTE, serta pembangunan model menggunakan algoritma Random Forest dan XGBoost. Kinerja model dievaluasi menggunakan Accuracy, Recall, dan Area Under the Curve (AUC), sedangkan interpretabilitas model dianalisis menggunakan SHapley Additive exPlanations (SHAP). Hasil penelitian menunjukkan bahwa kedua model mampu memprediksi risiko gagal bayar dengan baik, namun XGBoost memberikan performa yang lebih unggul dibandingkan Random Forest berdasarkan metrik evaluasi yang digunakan. Analisis SHAP mengidentifikasi bahwa FICO score, interest rate, debt-to-income ratio (DTI), installment, dan credit policy merupakan faktor yang paling berpengaruh terhadap prediksi gagal bayar. Selain memberikan interpretasi secara global, SHAP juga mampu menjelaskan kontribusi setiap fitur terhadap prediksi pada tingkat individu. Dengan demikian, kombinasi XGBoost dan SHAP menghasilkan model prediksi yang tidak hanya akurat, tetapi juga transparan dan dapat mendukung pengambilan keputusan dalam penilaian risiko kredit..

Kata kunci: *gagal bayar kredit, machine learning, XGBoost, Random Forest, SHAP, explainable artificial intelligence.*

1. Pendahuluan

Dalam industri perbankan dan keuangan yang dinamis, pengelolaan risiko kredit tetap menjadi pilar utama untuk menjaga stabilitas sistem keuangan nasional (Sudrajat et al. 2024). Berdasarkan data Otoritas Jasa Keuangan (OJK), rasio Non-Performing Loan (NPL) bruto perbankan tercatat berada pada level 2,19% di akhir 2023, namun angka ini masih menyisakan kerentanan pada segmen mikro dan Bank Perekonomian Rakyat (BPR) yang sempat mengalami tekanan signifikan pasca-pandemi COVID-19 (OJK 2023). Kondisi ekonomi global yang tidak menentu dan fluktuasi suku bunga domestik menuntut lembaga keuangan untuk beralih dari sistem penilaian risiko tradisional menuju model yang lebih adaptif dan prediktif guna memitigasi potensi gagal bayar secara dini (Noriega et al. 2025).

Secara teknis, pemodelan risiko kredit konvensional berbasis Regresi Logistik mulai menghadapi batasan dalam menangani dataset perbankan modern yang bercirikan dimensi tinggi dan hubungan non-linear. Meskipun Regresi Logistik menawarkan kemudahan interpretasi koefisien, model ini sering kali menghasilkan performa rendah pada metrik AUC (*Area Under Curve*) dan *Recall* ketika dihadapkan pada interaksi antar-variabel yang kompleks. Sebaliknya, algoritma *Machine Learning* (ML) berbasis ensemble seperti Random Forest dan XGBoost telah terbukti secara empiris mampu memberikan akurasi prediksi yang jauh lebih unggul, terutama dalam mengidentifikasi pola tersembunyi pada data debitur yang heterogen

(Alexander dan Supriyanto 2025; Hossain et al. 2025).

Namun, implementasi ML di sektor perbankan dan keuangan menghadapi tantangan praktis berupa masalah ketidakseimbangan data dan sifat model yang menyerupai "kotak hitam" (*black box*) (Ayari, Guetari, dan Kraïem 2026). Di satu sisi, bank harus menangani ketimpangan antara jumlah nasabah lancar dan gagal bayar yang ekstrem, yang sering kali melemahkan daya prediksi model jika tidak ditangani dengan teknik sampling yang tepat. Di sisi lain, regulasi perbankan yang ketat menuntut transparansi penuh dalam setiap keputusan kredit untuk memastikan prinsip kehati-hatian dan perlindungan konsumen, sehingga model yang akurat namun tidak dapat dijelaskan menjadi sulit untuk diadopsi secara luas (Oliveira dan Basso 2025).

Untuk menjembatani kesenjangan antara performa teknis dan tuntutan regulasi, pendekatan *Explainable Artificial Intelligence (XAI)* melalui metode SHAP (*SHapley Additive exPlanations*) menjadi solusi strategis yang sangat relevan (Kabir, Hossain, dan Andersson 2025). SHAP memungkinkan perbankan dan keuangan untuk membedah kontribusi setiap variabel secara kuantitatif, baik melalui peringkat fitur secara global untuk memahami penggerak risiko utama maupun penjelasan secara lokal untuk setiap nasabah individu (Nallakaruppan et al. 2024). Dengan adanya visualisasi kontribusi fitur seperti pendapatan, tenor, dan riwayat kredit, bank dapat memberikan alasan penolakan atau persetujuan pinjaman secara rasional kepada nasabah maupun regulator, yang sekaligus memperkuat akuntabilitas proses audit (Alexander dan Supriyanto 2025; Joseph 2019).

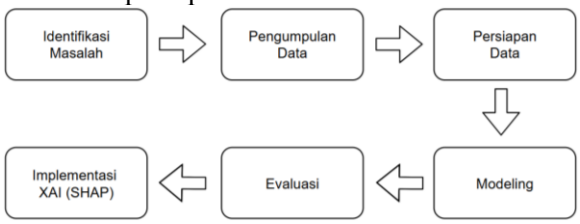
Berdasarkan realitas tersebut, penelitian ini mengusulkan pengembangan model risiko kredit menggunakan XGBoost dan Random Forest yang terintegrasi dengan interpretasi SHAP pada konteks data peminjaman perbankan. Kebaruan penelitian ini terletak pada pengujian kerangka kerja XAI untuk menangani tantangan data imbalance, guna menghasilkan model yang tidak hanya memiliki performa teknis tinggi tetapi juga patuh terhadap standar audit regulatif. Hasil penelitian ini diharapkan memberikan kontribusi praktis bagi industri perbankan nasional dalam memperkuat sistem peringatan dini berbasis data yang transparan dan akuntabel.

2. Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimen yang bertujuan untuk membangun dan mengevaluasi model machine learning dalam memprediksi risiko gagal bayar kredit. Tahapan penelitian terdiri atas pengumpulan data, prapemrosesan data, pembangunan model, evaluasi performa, serta interpretasi model menggunakan Explainable Artificial Intelligence (XAI) berbasis SHAP.

2.1. Alur Penelitian

Berikut ini adalah alur penelitian yang akan dilakukan pada penelitian ini:



Gambar 1 Alur penelitian

2.2. Pengumpulan

Dataset yang digunakan merupakan Loan Data yang diperoleh dari Kaggle dan berisi informasi karakteristik debitur, kondisi keuangan, serta karakteristik pinjaman https://www.kaggle.com/datasets/itssuru/loan-data . Variabel target pada penelitian ini adalah not.fully.paid, yang diklasifikasikan menjadi dua kelas, yaitu kredit lancar (0) dan gagal bayar (1).

Tabel 1 Fitur loan dataset yang digunakan

No	Variabel	Tipe	Keterangan
1	credit.policy	Biner	1 jika debitur memenuhi kriteria underwriting dasar
2	purpose	Kategorikal	Tujuan pinjaman (7 kategori)
3	int.rate	Numerik	Suku bunga pinjaman
4	installment	Numerik	Nilai angsuran bulanan
5	log.annual.inc	Numerik	Log pendapatan tahunan
6	dti	Numerik	Debt-to-income ratio
7	fico	Numerik	Skor kredit FICO
8	days.with.cr.line	Numerik	Lama kepemilikan jalur kredit (hari)

No	Variabel	Tipe	Keterangan
9	revol.bal	Numerik	Saldo kredit revolving
10	revol.util	Numerik	Rasio penggunaan kredit revolving
11	inq.last.6mths	Numerik	Jumlah inquiry kredit 6 bulan terakhir
12	delinq.2yrs	Numerik	Jumlah tunggakan >30 hari, 2 tahun terakhir
13	pub.rec	Numerik	Jumlah catatan publik negatif
14	not.fully.paid	Biner (Target)	1 = gagal bayar, 0 = lancar

2.3. Prapemrosesan Data

Tahap prapemrosesan dilakukan untuk menghasilkan data yang siap digunakan dalam proses pelatihan model. Langkah-langkah yang dilakukan meliputi pemeriksaan nilai hilang (*missing values*), pemeriksaan data duplikat, analisis statistik deskriptif, pengkodean variabel kategorik purpose menggunakan Label Encoding, pemisahan variabel prediktor dan target, serta pembagian data menjadi data latih (80%) dan data uji (20%). Karena distribusi kelas tidak seimbang, dilakukan penyeimbangan data latih menggunakan metode *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE).

Tabel 2 Distribusi kelas Sebelum dan sesudah SMOTE

Kelas (not.fully.paid)	Sebelum SMOTE	Sesudah SMOTE
0 (Lunas)	6.436	6.436
1 (Tidak Lunas)	1.226	6.436
Total	7.662	12.872

2.4. Pembangunan Model

Penelitian menggunakan dua algoritma ensemble, yaitu Random Forest dan XGBoost. Kedua model dilatih menggunakan data latih yang telah dipraproses untuk mempelajari pola hubungan antara karakteristik debitur dan status pembayaran kredit. Selanjutnya, model digunakan untuk memprediksi status gagal bayar pada data uji, seluruh eksperimen penelitian diimplementasikan menggunakan library scikit-learn 1.2.0 dan XGBoost 1.7.0 di lingkungan Python 3.x.

2.5. Evaluasi Model

Kinerja model dievaluasi menggunakan confusion matrix serta metrik *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, *F1-score*, dan *Area Under the Curve* (AUC). *Accuracy* digunakan untuk mengukur ketepatan prediksi secara keseluruhan, Precision menunjukkan ketepatan prediksi pada kelas gagal bayar, formula *Accuracy :*

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (1)$$

Recall mengukur kemampuan model mendeteksi debitur yang benar-benar gagal bayar, formulan *Recall* dan *Precision*:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3)$$

F1-score memberikan keseimbangan antara Precision dan *Recall*, formula F1-*Score*

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4)$$

Sedangkan AUC mengevaluasi kemampuan model dalam membedakan kelas kredit lancar dan gagal bayar.

2.6. Interpretasi Model Menggunakan SHAP

Untuk meningkatkan transparansi model, penelitian ini menerapkan *SHapley Additive exPlanations* (SHAP). Analisis dilakukan melalui interpretasi global dan lokal. Interpretasi global digunakan untuk mengidentifikasi fitur-fitur yang paling berpengaruh terhadap prediksi model menggunakan SHAP *Summary Plot* dan SHAP *Feature Importance*. Sementara itu, interpretasi lokal digunakan untuk menjelaskan kontribusi setiap fitur terhadap hasil prediksi pada masing-masing debitur melalui SHAP Waterfall Plot dan SHAP Force Plot. Pendekatan ini memungkinkan proses pengambilan keputusan menjadi lebih mudah dipahami dan dapat dipertanggungjawabkan.

3. Hasil dan Pembahasan

Pada bagian ini disajikan hasil evaluasi kinerja model XGBoost dan Random Forest dalam memprediksi gagal bayar kredit, serta interpretasi model terbaik menggunakan metode SHAP (*SHapley Additive exPlanations*). Evaluasi kinerja dilakukan dengan membandingkan performa kedua algoritma menggunakan metrik evaluasi yang relevan, termasuk kurva *Receiver Operating Characteristic* (ROC) dan nilai *Area Under the Curve* (AUC), untuk menentukan algoritma yang memiliki kemampuan terbaik dalam membedakan nasabah yang berisiko gagal bayar dan yang tidak. Selanjutnya, metode SHAP diterapkan pada model dengan performa terbaik untuk mengidentifikasi faktor-faktor yang paling berpengaruh terhadap hasil prediksi, sekaligus menjelaskan kontribusi masing-masing fitur terhadap prediksi baik secara global maupun pada tingkat individual.

3.1. Evaluasi Performa Model

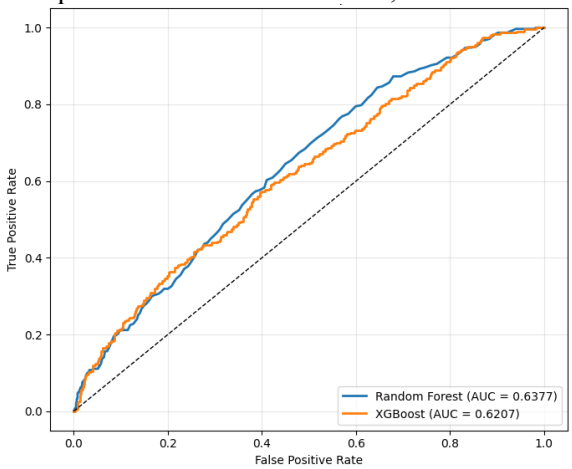
Tabel 3 menyajikan perbandingan performa model Random Forest dan XGBoost berdasarkan metrik evaluasi yang diperoleh dari confusion matrix, yaitu *accuracy*, *precision*, *recall*, dan F1-*score*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa XGBoost memperoleh nilai *accuracy* sebesar 0,801 dan precision sebesar 0,301, lebih tinggi dibandingkan Random Forest yang masing-masing memperoleh nilai 0,777 dan 0,260. Sebaliknya, Random Forest memiliki nilai recall sebesar 0,212 dan F1-score sebesar 0,233, sedikit lebih tinggi dibandingkan XGBoost yang memperoleh nilai recall 0,182 dan F1-score 0,227.

Tabel 3 Perbandingan evaluasi performa model berdasarkan skor confusion matrix

Model	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
RF	0,777	0,260	0,212	0,233
XGBoost	0,801	0,301	0,182	0,227

3.2. Perbandingan Model

Pada gambar 2 berikut ini disajikan hasil evaluasi model menggunakan kurva *Receiver Operating Characteristic* (ROC) dengan nilai *Area Under the Curve* (AUC). Berdasarkan hasil pengujian, model Random Forest memperoleh nilai AUC sebesar 0,638, sedangkan model XGBoost memperoleh nilai AUC sebesar 0,621.

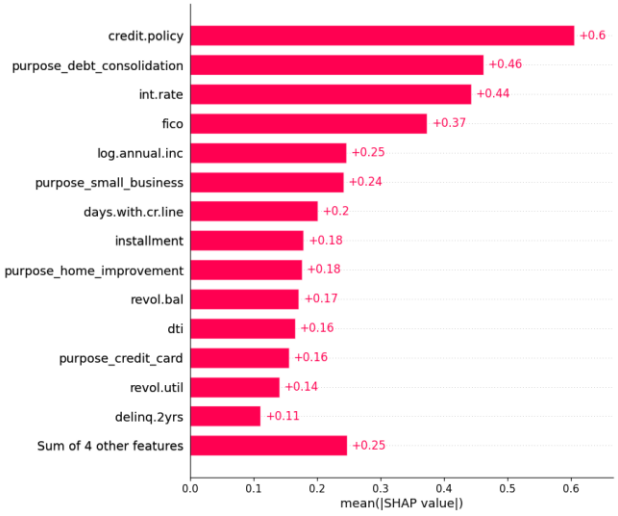


Gambar 2 Kurva ROC Model RF dan XGBoost

Hasil tersebut menunjukkan bahwa Random Forest memiliki kemampuan yang sedikit lebih baik dalam membedakan kelas gagal bayar dan tidak gagal bayar dibandingkan XGBoost. Meskipun Random Forest memperoleh nilai AUC yang lebih tinggi, selisihnya relatif kecil, yaitu sebesar 0,017. Di sisi lain, XGBoost menunjukkan performa yang lebih baik pada metrik accuracy dan precision, sehingga secara keseluruhan XGBoost tetap dipilih sebagai model terbaik dalam penelitian ini.

3.3. Analisis *SHAP-Based Global Feature Importance*

SHAP Feature Importance (*Mean Absolute SHAP*) yang digunakan untuk mengidentifikasi tingkat kepentingan setiap fitur dalam model XGBoost. Gambar 3 di bawah ini merupakan hasil SHAP Feature Importance, nilai *Mean Absolute SHAP* merepresentasikan rata-rata kontribusi absolut suatu fitur terhadap hasil prediksi, sehingga semakin besar nilainya maka semakin besar pula pengaruh fitur tersebut terhadap keputusan model.

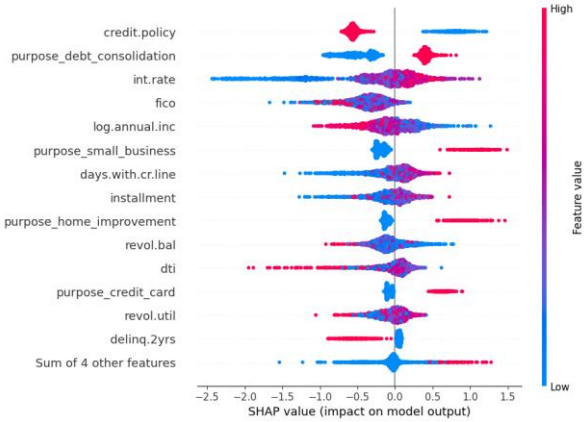


Gambar 3 SHAP *Feature Importance (Mean Absolute SHAP)*

Berdasarkan hasil visualisasi gambar 3, credit.policy merupakan fitur yang memiliki pengaruh terbesar dengan nilai Mean Absolute SHAP sebesar 0,6048, diikuti oleh purpose_debt_consolidation (0,4616), int.rate (0,4425), fico (0,3733), dan log.annual.inc (0,2459). Selain itu, variabel purpose_small_business, days.with.cr.line, installment, dan revol.bal juga memberikan kontribusi yang cukup signifikan terhadap prediksi model. Temuan ini menunjukkan bahwa keputusan model dalam mengidentifikasi risiko gagal bayar terutama dipengaruhi oleh kombinasi kebijakan pemberian kredit, tujuan pinjaman, tingkat suku bunga, kualitas kredit debitur, serta kondisi finansial, sehingga informasi tersebut dapat dimanfaatkan sebagai dasar evaluasi risiko dan penyusunan kebijakan kredit yang lebih efektif.

3.4. Analisis *SHAP Summary*

SHAP *Summary Plot* (*Beeswarm Plot*) digunakan untuk memberikan interpretasi global terhadap model XGBoost dengan menampilkan tingkat kepentingan serta arah pengaruh setiap fitur terhadap prediksi risiko gagal bayar. Fitur diurutkan berdasarkan nilai *Mean Absolute SHAP*, sehingga variabel yang berada pada bagian atas memiliki kontribusi terbesar terhadap keputusan model. Warna titik menunjukkan besarnya nilai fitur, yaitu biru untuk nilai rendah dan merah untuk nilai tinggi, sedangkan posisi titik pada sumbu horizontal merepresentasikan nilai SHAP. Nilai SHAP positif meningkatkan probabilitas prediksi gagal bayar (not.fully.paid = 1), sedangkan nilai SHAP negatif menurunkan probabilitas gagal bayar.



Gambar 4 *SHAP Summary Plot (Beeswarm Plot)*

Berdasarkan hasil visualisasi pada gambar 4, credit.policy merupakan fitur yang memberikan kontribusi terbesar terhadap prediksi model, diikuti oleh purpose_debt_consolidation, int.rate, fico, dan log.annual.inc. Variabel int.rate menunjukkan bahwa semakin tinggi suku bunga pinjaman, semakin besar risiko gagal bayar, sedangkan skor fico yang tinggi dan pendapatan tahunan (log.annual.inc) yang lebih besar cenderung menurunkan risiko tersebut. Temuan ini menunjukkan bahwa keputusan model dipengaruhi oleh kombinasi karakteristik pinjaman, kondisi keuangan, dan riwayat kredit debitur, sehingga meningkatkan transparansi model dalam menjelaskan faktor-faktor utama yang memengaruhi prediksi risiko gagal bayar.

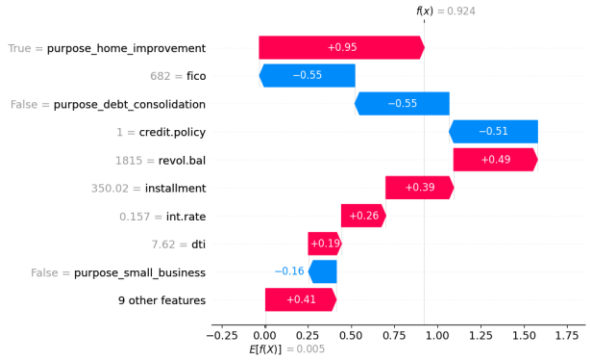
3.5. Analisis SHAP Local

Interpretasi lokal menitikberatkan pada pengaruh masing-masing variabel terhadap hasil prediksi pada satu observasi tertentu. Pendekatan ini memiliki peran penting dalam sistem penilaian risiko kredit karena mampu memberikan penjelasan yang transparan mengenai dasar pengambilan keputusan model untuk setiap calon debitur. Pada penelitian ini dipilih dua sampel dari data pengujian, yaitu satu observasi dengan label gagal bayar (not.fully.paid = 1) dan

satu observasi dengan label kredit lancar (not.fully.paid = 0). Pemilihan kedua observasi tersebut bertujuan untuk membandingkan faktor-faktor yang menyebabkan model memberikan prediksi risiko tinggi maupun risiko rendah. Implementasi interpretasi lokal dilakukan menggunakan tiga jenis visualisasi SHAP, yaitu *Waterfall Plot*, *Force Plot*, dan *Decision Plot*.

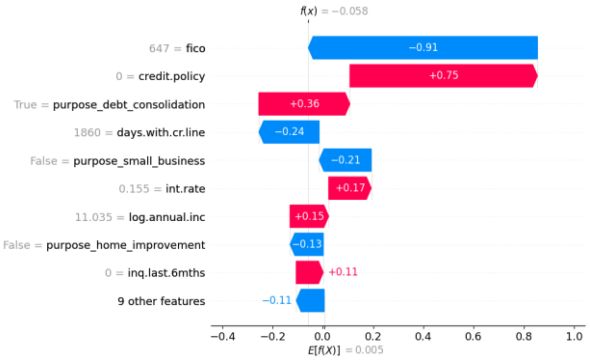
3.5.1. *SHAP Waterfall Plot*

SHAP Waterfall Plot digunakan untuk menjelaskan kontribusi setiap fitur terhadap prediksi model pada satu observasi. Visualisasi ini menunjukkan bagaimana nilai dasar model (*expected value*) berubah menjadi nilai prediksi akhir setelah mempertimbangkan kontribusi seluruh fitur. Batang berwarna merah menunjukkan fitur yang meningkatkan probabilitas gagal bayar, sedangkan batang berwarna biru menunjukkan fitur yang menurunkan probabilitas tersebut.



Gambar 5 SHAP Waterfall Plot Gagal Bayar

Berdasarkan Gambar 5, model prediksi dengan XGBost menghasilkan nilai prediksi sebesar 0,924, yang menunjukkan probabilitas tinggi bahwa nasabah diklasifikasikan sebagai gagal bayar. Variabel purpose_home_improvement memberikan kontribusi terbesar terhadap peningkatan risiko gagal bayar, diikuti oleh revol.bal, installment, int.rate, dan dti. Sebaliknya, variabel fico, credit.policy, dan purpose_debt_consolidation memberikan kontribusi yang menurunkan risiko gagal bayar. Hasil ini menunjukkan bahwa keputusan model merupakan hasil akumulasi kontribusi beberapa karakteristik pinjaman dan kondisi finansial debitur.



Gambar 6 *SHAP Waterfall Plot* Kredit Lancar

Berdasarkan Gambar 6, model menghasilkan nilai prediksi sebesar −0,058, sehingga observasi diklasifikasikan sebagai kredit lancar. Faktor yang paling berkontribusi dalam menurunkan risiko gagal bayar adalah fico, diikuti oleh days.with.cr.line, purpose_small_business, dan purpose_home_improvement. Meskipun terdapat beberapa variabel yang meningkatkan risiko, seperti credit.policy, purpose_debt_consolidation, dan int.rate, kontribusi negatif yang lebih dominan menyebabkan model mengklasifikasikan nasabah tersebut sebagai debitur dengan risiko gagal bayar yang rendah.

3.5.2. *SHAP Force Plot*

SHAP Force Plot digunakan untuk menjelaskan bagaimana setiap fitur mendorong (push) atau menahan (pull) hasil prediksi model pada tingkat individu. Pada visualisasi ini, fitur yang ditampilkan dengan warna merah merupakan variabel yang meningkatkan probabilitas prediksi menuju kelas gagal bayar (not.fully.paid = 1), sedangkan fitur berwarna biru merupakan variabel yang menurunkan probabilitas gagal bayar atau mendorong prediksi menuju kelas kredit lancar (not.fully.paid = 0). Nilai base value menunjukkan nilai prediksi rata-rata model sebelum mempertimbangkan karakteristik masing-masing debitur, sedangkan nilai f(x) merupakan hasil prediksi akhir setelah seluruh kontribusi fitur diakumulasikan.



Gambar 7 *Interpretasi Force Plot* pada Kasus Gagal Bayar

Berdasarkan Gambar 7, model menghasilkan nilai prediksi akhir sebesar f(x) = 0,92, yang menunjukkan probabilitas tinggi bahwa nasabah diklasifikasikan sebagai gagal bayar. Beberapa fitur yang memberikan kontribusi terbesar dalam meningkatkan risiko gagal bayar adalah purpose_home_improvement, revol.bal sebesar 1.815, installment sekitar 350, serta int.rate sebesar 15,68%. Variabel-variabel tersebut mendorong nilai prediksi menjauh dari base value (0,005339) menuju probabilitas gagal bayar yang tinggi. Di sisi lain, variabel fico sebesar 682, purpose_debt_consolidation = 0, dan credit.policy = 1 memberikan kontribusi negatif yang menurunkan risiko gagal bayar. Namun demikian, pengaruh fitur-fitur yang menurunkan risiko tidak cukup besar untuk mengimbangi kontribusi positif dari variabel lainnya, sehingga model tetap mengklasifikasikan nasabah sebagai debitur berisiko tinggi mengalami gagal bayar.

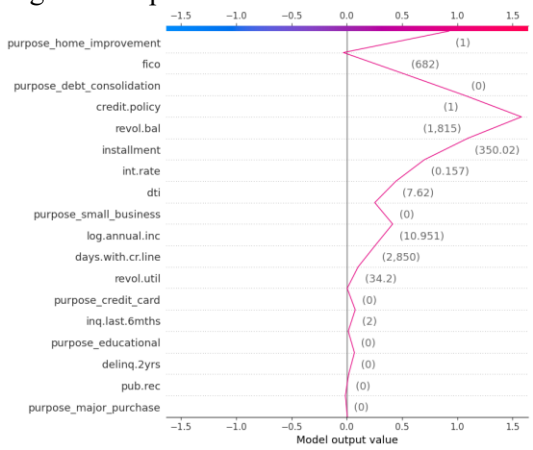


Gambar 8 *Interpretasi Force Plot* pada Kasus Lancar Bayar

Pada Gambar 8, model menghasilkan nilai prediksi sebesar f(x) = −0,06, yang mengindikasikan bahwa nasabah diklasifikasikan sebagai kredit lancar. Meskipun terdapat beberapa variabel yang meningkatkan risiko gagal bayar, seperti credit.policy = 0, purpose_debt_consolidation = 1, dan int.rate sebesar 15,51%, kontribusi tersebut berhasil diimbangi oleh beberapa faktor yang menurunkan risiko. Variabel fico sebesar 647 memberikan kontribusi negatif terbesar, diikuti oleh days.with.cr.line sekitar 1.860 hari dan purpose_small_business = 0, sehingga mendorong nilai prediksi kembali ke arah kelas kredit lancar. Dengan demikian, akumulasi kontribusi fitur menghasilkan nilai prediksi akhir yang lebih rendah dibandingkan nilai dasar model, sehingga observasi tersebut diklasifikasikan sebagai nasabah dengan risiko gagal bayar yang relatif rendah.

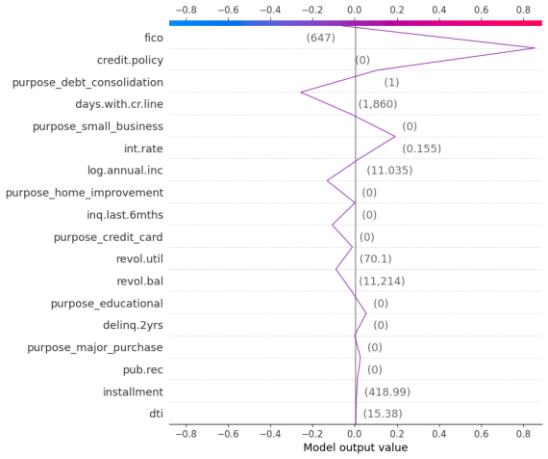
3.5.3. *SHAP Decision Plot*

SHAP Decision Plot digunakan untuk menggambarkan proses akumulasi kontribusi setiap fitur terhadap hasil prediksi model. Grafik dimulai dari nilai dasar model (*expected value*) dan menunjukkan perubahan nilai prediksi setelah setiap fitur dipertimbangkan secara bertahap hingga menghasilkan prediksi akhir.



Gambar 9 *SHAP Decision Plot* Kasus Gagal Bayar

Pada Gambar 9, ditampilkan *Decision Plot* untuk nasabah yang diprediksi gagal bayar (not.fully.paid = 1). Hasil visualisasi menunjukkan bahwa variabel purpose_home_improvement, revol.bal, installment, int.rate, dan dti memberikan kontribusi positif yang secara bertahap meningkatkan nilai prediksi menuju kelas gagal bayar. Meskipun variabel fico memberikan kontribusi negatif yang cukup besar terhadap risiko kredit, pengaruh tersebut tidak mampu mengimbangi akumulasi kontribusi positif dari variabel lainnya. Kondisi ini menyebabkan nilai prediksi akhir tetap berada pada kategori risiko gagal bayar, sehingga model mengklasifikasikan nasabah tersebut sebagai debitur yang berpotensi mengalami kredit bermasalah.



Gambar 10 *SHAP Decision Plot* Kasus Lancar Bayar

Pada Gambar 10 memperlihatkan Decision Plot untuk nasabah yang diprediksi kredit lancar (not.fully.paid = 0). Pada kasus ini, variabel fico memberikan kontribusi negatif terbesar yang secara signifikan menurunkan probabilitas gagal bayar. Selain itu, days.with.cr.line, purpose_small_business, dan purpose_home_improvement juga berkontribusi dalam menurunkan nilai prediksi. Walaupun terdapat beberapa variabel yang meningkatkan risiko, seperti credit.policy, purpose_debt_consolidation, dan int.rate, kontribusinya relatif lebih kecil dibandingkan faktor-faktor yang menurunkan risiko. Akibatnya, nilai prediksi akhir tetap mengarah pada kelas kredit lancar.

4. Kesimpulan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma Random Forest dan XGBoost mampu digunakan untuk memprediksi risiko gagal bayar kredit berdasarkan karakteristik debitur dan karakteristik pinjaman dengan tingkat performa yang baik. Berdasarkan hasil evaluasi menggunakan metrik Accuracy, Recall, dan Area Under the Curve (AUC), model XGBoost menunjukkan kinerja yang lebih unggul dibandingkan Random Forest. Temuan ini mengindikasikan bahwa XGBoost lebih efektif dalam mengidentifikasi debitur yang berpotensi mengalami gagal bayar, sehingga memiliki kemampuan klasifikasi yang lebih baik untuk mendukung proses penilaian risiko kredit.

Selain itu, penerapan metode SHAP (SHapley Additive exPlanations) terbukti mampu meningkatkan interpretabilitas model dengan mengidentifikasi fitur-fitur yang memberikan kontribusi terbesar terhadap hasil prediksi. Beberapa fitur yang memiliki pengaruh dominan meliputi FICO score, interest rate, debt-to-income ratio (DTI), installment, dan credit policy. Hasil interpretasi SHAP, baik pada tingkat global maupun lokal, memberikan pemahaman mengenai arah dan besarnya kontribusi masing-masing fitur terhadap keputusan model pada setiap prediksi. Dengan demikian, proses pengambilan keputusan menjadi lebih transparan dan mudah dipahami oleh pihak institusi keuangan.

Secara keseluruhan, kombinasi model XGBoost dengan metode SHAP menghasilkan sistem prediksi yang tidak hanya memiliki tingkat akurasi yang tinggi, tetapi juga mampu menyediakan penjelasan yang komprehensif terhadap hasil prediksi. Karakteristik tersebut menjadikan model yang dikembangkan lebih andal dalam mendukung proses penilaian risiko kredit secara akurat, transparan, dan akuntabel, sehingga berpotensi meningkatkan kualitas pengambilan keputusan dalam pemberian kredit.

5. Saran

Penelitian selanjutnya disarankan untuk mengeksplorasi algoritma machine learning lainnya, seperti LightGBM atau CatBoost, serta membandingkan berbagai metode Explainable Artificial Intelligence (XAI) untuk meningkatkan interpretabilitas model. Selain itu, penggunaan dataset yang lebih beragam dan penambahan fitur yang relevan diharapkan dapat meningkatkan akurasi dan kemampuan generalisasi model dalam memprediksi risiko gagal bayar kredit.

DAFTAR PUSTAKA

Alexander, Daniel, dan Raden Supriyanto. 2025. "Comparative Analysis of Machine Learning Models For Predicting Default in Home Credit Companies." *Interdisciplinary Social Studies* 4 (4): 670–79. doi:10.55324/iss.v4i4.930.

Ayari, Helmi, Pr Ramzi Guetari, dan Pr Naoufel Kraïem. 2026. "Machine learning powered financial credit scoring: a systematic literature review." *Artificial Intelligence Review* 59 (1). doi:10.1007/s10462-025-11416-2.

Hossain, Safayet, Ashadujjaman Sajal, Sakib Salam Jamee, Sanjida Akter Tisha, Md Tarake Siddique, Md Omar Obaid, MD Sajedul Karim Chy, dan Md Sayem Ul Haque. 2025. "Comparative Analysis of Machine Learning Models for Credit Risk Prediction in Banking Systems." *The American Journal of Engineering and Technology* 07 (04): 22–33. doi:10.37547/tajet/volume07issue04-04.

Joseph, Andreas. 2019. "Parametric inference with universal function approximators," 1–37. http://arxiv.org/abs/1903.04209.

Kabir, Sami, Mohammad Shahadat Hossain, dan Karl Andersson. 2025. "A Review of Explainable Artificial Intelligence from the Perspectives of Challenges and Opportunities." *Algorithms* 18 (9): 1–36. doi:10.3390/a18090556.

Nallakaruppan, M. K., Himakshi Chaturvedi, Veena Grover, Balamurugan Balusamy, Praveen Jaraut, Jitendra Bahadur, V. P. Meena, dan Ibrahim A. Hameed. 2024. "Credit Risk Assessment and Financial Decision Support Using Explainable Artificial Intelligence." *Risks* 12 (10): 1–18. doi:10.3390/risks12100164.

Noriega, Jomark, Luis Rivera, Jorge Castañeda, dan José Herrera. 2025. "From Crisis to Algorithm: Credit Delinquency Prediction in Peru Under Critical External Factors Using Machine Learning." *Data* 10 (5): 1–53. doi:10.3390/data10050063.

OJK. 2023. "Laporan Surveillance Perbankan Indonesia (LSPI) TW I 2023." *Ojk*, hlm 33.

Oliveira, Nazário Augusto de, dan Leonardo Fernando Cruz Basso. 2025. "Explaining Corporate Ratings Transitions and Defaults Through Machine Learning." *Algorithms* 18 (10): 1–29. doi:10.3390/a18100608.

Sudrajat, Ade, Rizki Rivaldi, Luqman Ashabil, Ghiffari Rahmat, Sumbara, M Arif Abdulrahman, Raka Adhimas, Raspati, dan Gunardi. 2024. "Strategi Analisis Risiko Kreditur Dalam Menilai Kelayakan Pemberian Kredit Pada PT. Bank BCA Tbk." *Jurnal Administrasi Perkantoran dan Kesekretariatan* 2 (2): 45–59.