

ESTIMASI MODEL PROBABILITAS UNTUK MEMPREDIKSI RISIKO KREDIT BERMASALAH

Kamila Fathiya Rahma¹, Aliya Dwi Nur Wakila², Andhiny Avrilia Rachmaningtyas⁴
Universitas Islam Bandung

Email: kamilafathiyarahmaa7@gmail.com¹, aliyadnw@gmail.com², andhinyavrilia5@gmail.com³

Abstrak – Risiko kredit bermasalah merupakan salah satu tantangan utama dalam industri perbankan yang dapat memengaruhi stabilitas keuangan lembaga. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model probabilitas dalam memprediksi risiko kredit bermasalah dengan pendekatan studi literatur kualitatif. Studi ini menganalisis berbagai teori dan hasil penelitian sebelumnya yang berkaitan dengan faktor-faktor risiko kredit, seperti rasio keuangan debitur, riwayat kredit, dan kondisi ekonomi makro. Data dalam penelitian ini berupa dokumen akademik, laporan penelitian, serta artikel ilmiah yang relevan. Hasil kajian menunjukkan bahwa variabel seperti Debt to Income Ratio (DTI), rasio Non-Performing Loan (NPL), serta perubahan indikator ekonomi makro seperti tingkat suku bunga dan inflasi memiliki pengaruh signifikan terhadap risiko kredit bermasalah. Model probabilitas, seperti logistik regresi, dapat digunakan untuk mengestimasi hubungan antara variabel-variabel tersebut dengan tingkat risiko kredit. Kajian ini menyimpulkan bahwa pemanfaatan model probabilitas berbasis data historis dan variabel ekonomi dapat menjadi alat yang efektif dalam mendukung pengambilan keputusan kredit oleh lembaga keuangan.

Kata Kunci : Kredit Bermasalah, Model Probabilitas, Studi Literatur.

Abstract – *Non-performing credit risk is one of the main challenges in the banking industry that can affect the financial stability of institutions. This study aims to develop a probability model to predict non-performing credit risk using a qualitative literature review approach. The study analyzes various theories and previous research findings related to credit risk factors, such as debtor financial ratios, credit history, and macroeconomic conditions. The data in this research consist of academic documents, research reports, and relevant scientific articles. The findings indicate that variables such as Debt to Income Ratio (DTI), Non-Performing Loan (NPL) ratio, and changes in macroeconomic indicators such as interest rates and inflation significantly impact non-performing credit risk. Probability models, such as logistic regression, can be utilized to estimate the relationship between these variables and credit risk levels. This review concludes that employing probability models based on historical data and economic variables can serve as an effective tool to support credit decision-making by financial institutions. These findings are expected to contribute to the development of more targeted credit risk mitigation strategies.*

Keywords: *Non-Performing Credit Risk, Probability Model, Literature Review.*

PENDAHULUAN

Estimasi model probabilitas adalah salah satu pendekatan statistik yang digunakan untuk mengukur kemungkinan atau probabilitas terjadinya suatu peristiwa berdasarkan serangkaian variabel yang relevan (Nuraeni, Y. A. 2022). Dalam konteks keuangan, terutama pada manajemen risiko kredit, estimasi model probabilitas bertujuan untuk memprediksi risiko kredit bermasalah (non-performing loans atau NPL). Risiko kredit bermasalah merupakan salah satu tantangan utama bagi lembaga keuangan, karena hal ini mencerminkan kemampuan debitur untuk memenuhi kewajiban finansialnya tepat waktu. Kredit bermasalah terjadi ketika debitur gagal membayar cicilan atau pokok pinjaman sesuai jadwal yang disepakati, sehingga dapat memengaruhi stabilitas keuangan lembaga kreditur dan meningkatkan kerentanan terhadap risiko sistemika. Estimasi model probabilitas mengandalkan teknik analisis statistik dan ekonometrika untuk membangun hubungan antara variabel independen, seperti karakteristik debitur dan kondisi makroekonomi, dengan variabel dependen berupa status kredit (misalnya, lancar atau bermasalah).

Model probabilitas digunakan untuk memperkirakan peluang bahwa seorang debitur akan mengalami gagal bayar di masa depan. Regresi logistik adalah metode yang sering digunakan untuk mengestimasi model probabilitas pada risiko kredit. Model ini bekerja dengan memetakan hubungan antara variabel independen, seperti skor kredit, pendapatan, riwayat kredit, dan rasio utang terhadap pendapatan, dengan variabel dependen berupa status kredit. Regresi logistik menjadikan penghitungan probabilitas biner, seperti apakah kredit akan menjadi bermasalah atau tidak, berdasarkan fungsi logistik yang dirancang untuk menangkap hubungan non-linear. Misalnya, debitur dengan skor kredit rendah, rasio utang tinggi, dan riwayat gagal bayar sebelumnya cenderung memiliki probabilitas lebih besar untuk mengalami kredit bermasalah. Output dari model ini biasanya berupa probabilitas dalam rentang 0 hingga 1, yang kemudian dapat diklasifikasikan untuk pengambilan keputusan, seperti menyetujui atau menolak aplikasi kredit

Analisis diskriminan digunakan dalam estimasi model probabilitas untuk memprediksi risiko kredit bermasalah. Metode ini bertujuan untuk membedakan kelompok debitur yang memiliki risiko kredit baik dan buruk berdasarkan karakteristik tertentu. Teknik ini memanfaatkan variabel numerik untuk membangun fungsi diskriminan yang memaksimalkan perbedaan antara kelompok kredit lancar dan bermasalah. Meskipun metode ini sering digunakan pada dataset yang memenuhi asumsi normalitas, keterbatasannya terletak pada sensitivitas terhadap outlier dan multikolinearitas antar variabel independen, sehingga penggunaannya cenderung lebih terbatas dibandingkan regresi logistik. Seiring berkembangnya teknologi dan ketersediaan data yang lebih luas, metode machine learning seperti Random Forest, Gradient Boosting, dan Neural Networks mulai banyak diterapkan dalam estimasi model probabilitas untuk risiko kredit. Teknik-teknik ini menawarkan fleksibilitas yang lebih besar dalam menangkap pola kompleks dan non-linear dalam data, sehingga mampu menghasilkan prediksi yang lebih akurat.

Sebagai contoh, algoritma Random Forest menggunakan pendekatan ensemble dengan membangun sejumlah pohon keputusan untuk memprediksi probabilitas gagal bayar berdasarkan voting mayoritas. Di sisi lain, model Gradient Boosting mengoptimalkan hasil prediksi dengan membangun serangkaian model yang saling memperbaiki kesalahan sebelumnya. Meskipun algoritma machine learning cenderung lebih unggul dalam akurasi, mereka memiliki tantangan, seperti interpretasi hasil yang lebih sulit dan kebutuhan akan data yang besar serta bersih untuk menghindari overfitting. Dalam penerapan model probabilitas untuk memprediksi risiko kredit bermasalah, langkah awal yang penting adalah identifikasi variabel-variabel yang relevan. Variabel ini dapat dikelompokkan menjadi tiga kategori utama yaitu karakteristik debitur, faktor kredit, dan kondisi makroekonomi. Karakteristik debitur mencakup usia, jenis kelamin, pendidikan, pekerjaan, pendapatan, dan

riwayat kredit, yang mencerminkan kemampuan dan keandalan debitur dalam memenuhi kewajibannya.

Faktor kredit meliputi jumlah pinjaman, tenor, suku bunga, dan rasio utang terhadap pendapatan, yang berhubungan langsung dengan beban finansial debitur. Kondisi makroekonomi, seperti tingkat inflasi, suku bunga acuan, dan pertumbuhan ekonomi, memengaruhi kemampuan debitur untuk membayar kewajiban finansialnya, terutama dalam situasi krisis ekonomi atau resesi. Kualitas data berperan dalam keberhasilan estimasi model probabilitas. Data yang tidak lengkap, tidak akurat, atau bias dapat menghasilkan prediksi yang tidak valid, sehingga langkah-langkah pembersihan data, seperti penanganan missing values, deteksi outlier, dan transformasi variabel, menjadi sangat penting. Proses ini memastikan bahwa data yang digunakan dalam model adalah representasi yang andal dari populasi target, sehingga model dapat menghasilkan estimasi yang lebih akurat dan dapat diandalkan untuk pengambilan keputusan.

Hasil dari estimasi model probabilitas digunakan oleh lembaga keuangan untuk mendukung berbagai keputusan penting. Salah satunya adalah penentuan kebijakan kredit, seperti persetujuan atau penolakan aplikasi pinjaman, penentuan batas kredit, dan pengaturan suku bunga berdasarkan tingkat risiko debitur. Debitur dengan probabilitas tinggi mengalami kredit bermasalah mungkin diberikan persyaratan yang lebih ketat, seperti agunan tambahan atau suku bunga yang lebih tinggi, untuk mengurangi risiko bagi lembaga keuangan (Budiadnyani, N. P. 2024). Model probabilitas digunakan untuk memantau portofolio kredit secara keseluruhan, mengidentifikasi segmen berisiko tinggi, dan mengambil tindakan mitigasi risiko, seperti restrukturisasi pinjaman atau penagihan lebih awal, untuk meminimalkan kerugian. Meskipun model probabilitas dapat memberikan prediksi yang berguna, hasilnya tidak sepenuhnya bebas dari kesalahan. Ada risiko false positive (ketika debitur yang sebenarnya tidak bermasalah diklasifikasikan sebagai berisiko tinggi) dan false negative (ketika debitur yang sebenarnya bermasalah diklasifikasikan sebagai berisiko rendah). Oleh karena itu, evaluasi model melalui metrik seperti akurasi, sensitivitas, spesifisitas, dan area under the ROC curve (AUC-ROC) sangat penting untuk memastikan bahwa model bekerja dengan baik dalam berbagai situasi.

METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kualitatif dengan metode studi literatur untuk menganalisis risiko kredit bermasalah. Studi literatur dilakukan melalui pengumpulan dan analisis berbagai dokumen akademik, laporan penelitian, dan artikel ilmiah yang relevan dari jurnal, buku, serta sumber terpercaya lainnya. Proses pengumpulan data melibatkan pencarian literatur menggunakan kata kunci seperti risiko kredit bermasalah, Debt to Income Ratio (DTI), Non-Performing Loan (NPL), serta indikator ekonomi makro seperti inflasi dan tingkat suku bunga. Pemilihan literatur didasarkan pada kriteria relevansi dengan topik penelitian, validitas sumber, dan publikasi dalam kurun waktu yang terbaru agar hasil analisis tetap aktual. Data yang telah terkumpul kemudian dianalisis secara deskriptif untuk mengidentifikasi pola-pola hubungan antara variabel-variabel risiko kredit dengan tingkat kredit bermasalah. Teknik analisis melibatkan proses sintesis informasi untuk menggambarkan pengaruh variabel, seperti rasio keuangan debitur, riwayat kredit, dan kondisi ekonomi makro, terhadap risiko kredit.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil

Tabel 1. Contoh Penulisan Tabel

Id Nasabah	Jumlah	Rata-Rata
Noo1	7.000.000	0
Noo2	2.000	0,25
Noo3	5,000,000	0

Tabel data yang diberikan mencakup informasi mengenai tiga nasabah dengan dua variabel utama: jumlah pendapatan atau jumlah pinjaman dan rata-rata yang mungkin mengacu pada skor atau rasio tertentu terkait dengan pinjaman atau pembayaran. Pada baris pertama, Nasabah dengan ID “Noo1” tercatat memiliki jumlah sebesar Rp7.000.000, sementara rata-rata pada kolom kedua menunjukkan nilai 0. Meskipun jumlah ini terlihat cukup besar, indikasi bahwa rata-rata adalah 0 dapat berarti bahwa nasabah ini tidak memiliki riwayat atau rasio pembayaran yang bermasalah, atau status kreditnya tergolong baik dan tidak menunjukkan adanya potensi risiko tinggi. Dalam analisis lebih lanjut, informasi mengenai “rata-rata” ini bisa merujuk pada parameter lain, seperti rasio cicilan terhadap pendapatan atau hasil evaluasi kredit lainnya

Baris kedua mencatat Nasabah dengan ID “Noo2,” yang memiliki jumlah Rp2.000, dengan rata-rata yang lebih rendah, yaitu 0,25. Nilai rata-rata yang lebih tinggi pada nasabah ini dibandingkan dengan “Noo1” menunjukkan bahwa meskipun jumlah pinjaman yang diberikan kecil, nasabah ini memiliki tingkat risiko yang lebih tinggi berdasarkan rasio pembayaran atau faktor lain yang terkait dengan kemampuan finansialnya. Dalam konteks ini, meskipun jumlah pinjaman yang diajukan relatif kecil, nilai rata-rata yang lebih besar bisa mencerminkan potensi masalah dalam pembayaran atau kecenderungan untuk memiliki masalah dalam menjaga komitmen kredit. Hal ini memberikan wawasan penting bagi lembaga keuangan dalam menilai kelayakan kredit nasabah dengan jumlah pinjaman yang rendah.

Di sisi lain, baris ketiga menunjukkan Nasabah “Noo3” dengan jumlah Rp5.000.000 dan nilai rata-rata 0, yang menunjukkan kondisi yang serupa dengan Nasabah “Noo1” dari segi rasio risiko kredit yang lebih rendah. Meskipun jumlah pinjaman nasabah ini lebih tinggi dibandingkan dengan “Noo2,” nilai rata-rata yang 0 mengindikasikan bahwa status kredit nasabah ini tidak bermasalah atau tidak menunjukkan indikasi risiko tinggi. Dalam hal ini, meskipun nilai nominal pinjaman cukup signifikan, rendahnya nilai rata-rata mungkin menunjukkan bahwa nasabah ini memiliki kemampuan yang lebih baik dalam memenuhi kewajibannya, atau bahwa pinjaman tersebut tidak berada dalam kategori risiko tinggi yang mengarah pada masalah pembayaran atau gagal bayar

Pembahasan

Membangun model probabilitas untuk memprediksi risiko kredit bermasalah dimulai dengan pengumpulan data yang relevan. Data ini mencakup berbagai faktor yang dapat mempengaruhi kemungkinan nasabah mengalami kredit bermasalah, seperti karakteristik individu (usia, status pernikahan, pekerjaan, pendapatan, dll.), riwayat kredit (jumlah kredit yang dimiliki, riwayat pembayaran tepat waktu, tunggakan sebelumnya, dll.), dan faktor ekonomi makro (inflasi, tingkat pengangguran, suku bunga, dan pertumbuhan ekonomi). Karakteristik nasabah memberikan wawasan tentang kemampuan mereka untuk membayar kembali pinjaman, sedangkan riwayat kredit mencerminkan pola perilaku mereka dalam memenuhi kewajiban finansial. Kondisi ekonomi makro berperan penting karena dapat mempengaruhi kestabilan finansial nasabah secara keseluruhan, terutama di saat krisis atau ketidakpastian ekonomi (Rahmawati, Z. 2024)

Setelah data terkumpul, langkah berikutnya adalah melakukan pembersihan dan pra-pemrosesan data. Hal ini penting karena data yang tidak lengkap atau cacat dapat mengarah

pada hasil model yang kurang akurat. Dalam proses ini, penanganan nilai yang hilang, penyesuaian untuk variabel yang tidak relevan, serta pengkodean variabel kategorikal menjadi bentuk yang dapat diterima oleh algoritma analisis statistik atau machine learning sangat diperlukan. Penggunaan teknik normalisasi atau standarisasi juga dapat memastikan bahwa setiap variabel dalam dataset memiliki skala yang setara dan tidak memberikan bobot yang lebih besar pada satu faktor dibandingkan yang lain (Manurung, A. H. 2005).

Setelah data siap, tahap berikutnya adalah pemilihan model yang tepat untuk memprediksi risiko kredit. Model probabilistik yang umum digunakan dalam analisis risiko kredit termasuk regresi logistik, pohon keputusan, dan algoritma machine learning seperti Random Forest atau Support Vector Machines (SVM). Regresi logistik, misalnya, dapat digunakan untuk menghasilkan model yang memprediksi probabilitas nasabah gagal bayar berdasarkan berbagai faktor yang disebutkan sebelumnya (Mariana, M. 2024). Sementara itu, algoritma berbasis pohon keputusan dapat lebih fleksibel dalam menangani interaksi yang kompleks antara variabel dan memberikan interpretasi yang lebih mudah dipahami, misalnya melalui model keputusan yang dapat divisualisasikan sebagai serangkaian aturan.

Evaluasi dan validasi model sangat penting untuk memastikan akurasi dan keandalan prediksi. Metode seperti cross-validation dan pengukuran performa menggunakan metrik seperti akurasi, precision, recall, dan AUC-ROC harus diterapkan untuk menilai sejauh mana model dapat memprediksi risiko kredit bermasalah dengan tepat. Dibutuhkan untuk terus memperbarui model seiring dengan perubahan kondisi ekonomi dan karakteristik nasabah, karena dinamika pasar dan pola perilaku nasabah dapat berubah dari waktu ke waktu.

KESIMPULAN

Membangun model probabilitas untuk memprediksi risiko kredit bermasalah memerlukan pendekatan yang komprehensif dengan mempertimbangkan berbagai faktor penting, seperti karakteristik nasabah, riwayat kredit, dan kondisi ekonomi makro. Setelah data siap, pemilihan model yang tepat, seperti regresi logistik atau algoritma machine learning, sangat berpengaruh dalam menghasilkan prediksi yang akurat mengenai potensi risiko kredit. Model dapat terus disesuaikan untuk mencerminkan perubahan dinamis dalam faktor-faktor yang mempengaruhi kemampuan bayar nasabah bagi lembaga keuangan untuk secara rutin memperbarui dan menyempurnakan model risiko kredit mereka agar tetap relevan dengan kondisi pasar dan perilaku nasabah yang terus berkembang.

DAFTAR PUSTAKA

- Ardiansyah, D., Rosmayati, S., & Nuraeni, Y. A. (2022). Pengaruh penyaluran kredit dan risiko kredit terhadap profitabilitas bank BJB periode tahun 2013-2017. *Eks-Accuracy: Jurnal Ilmiah Akuntansi dan Keuangan*, 1(1), 1-18.
- Aprilyani Dewi, P. P. R., & Budiadnyani, N. P. (2024). Peran risiko kredit dalam menjaga kecukupan modal bank perkreditan rakyat. *JUPAK: Jurnal Perpajakan dan Akuntansi*, 1(3), 56-62
- Puspita Sari, D. J., Widuri, T., & Rahmawati, Z. (2024). Pengaruh risiko kredit, risiko likuiditas dan risiko tingkat bunga terhadap profitabilitas pada sektor perbankan konvensional. *Musyteri: Neraca Manajemen, Akuntansi, dan Ekonomi*, 8(9), 131-140.
- Manurung, A. H. (2005). Probabilitas default perusahaan. *Research Finance*.
- Bimantara, G. P., & Mariana, M. (2024). Pengaruh risiko kredit dan risiko likuiditas terhadap kinerja keuangan bank yang terdaftar pada BEI. *Jurnal Revenue: Jurnal Ilmiah Akuntansi*, 5(2), 1546-1556.