



INNOVATIVE: Journal Of Social Science Research

Volume 4 Nomor 4 Tahun 2024 Page 4619-4634

E-ISSN 2807-4238 and P-ISSN 2807-4246

Website: <https://j-innovative.org/index.php/Innovative>

Analisis Faktor-Faktor Yang Memengaruhi Non-Performing Loan Pada Perusahaan Pembiayaan Otomotif PT XYZ

Iman Satria Sidabutar^{1✉}, Zuliani Dalimunthe²

Fakultas Ekonomi dan Bisnis, Universitas Indonesia

Email: iman.sidabutar@gmail.com^{1✉}

Abstrak

PT XYZ, sebagai salah satu pemain kunci di sektor pembiayaan otomotif, menghadapi kompleksitas risiko kredit, termasuk risiko gagal bayar dan pelunasan. Manajemen risiko kredit yang tidak memadai akan memicu timbulnya informasi asimetris, sehingga mempersulit perusahaan untuk menentukan evaluasi kredit yang baik atau buruk. Adverse selection, perilaku yang muncul sebelum perjanjian kontrak, dan moral hazard, perilaku yang muncul setelah perjanjian kontrak, merupakan fenomena yang timbul akibat informasi asimetris, dapat menjadi faktor terjadinya kredit bermasalah (NPL). Rasio NPL PT XYZ sendiri telah mengalami peningkatan hampir dua kali lipat dalam periode year-on-year bulan Desember 2020 terhadap bulan Desember 2021, sehingga hal tersebut perlu mendapat perhatian khusus dan manajemen strategi lebih lanjut. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis faktor-faktor yang berkontribusi terhadap NPL di perusahaan pembiayaan otomotif, khususnya pengaruh implikasi adverse selection dan moral hazard terhadap NPL. Penelitian ini dilakukan kepada debitur aktif perusahaan pembiayaan otomotif PT XYZ dari Januari 2021 hingga Desember 2023, dimana pengumpulan data dilakukan menggunakan data laporan kinerja kredit debitur yang dicatat setiap bulannya. Model penelitian ini adalah untuk menganalisis pengaruh Area, Jenis Pembayaran Angsuran Awal, Loan to Value (LTV), Tipe Pekerjaan Debitur, Memiliki Pinjaman Lain, Nomor Handphone Tidak Valid, Alamat Rumah Tidak Sesuai, dan Unit Digunakan Pihak Lain terhadap NPL. Model penelitian diuji dengan analisis regresi logistik biner untuk mengetahui variabel-variabel yang memengaruhi terhadap terjadinya NPL. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa variabel dari fenomena adverse selection berdampak signifikan dan berpengaruh positif terhadap terjadinya NPL, variabel dari fenomena moral hazard berdampak signifikan dan berpengaruh negatif terhadap terjadinya NPL, dan fenomena adverse selection, yang menunjukkan ketidakmampuan bayar dari debitur, memiliki pengaruh yang lebih tinggi untuk terjadinya NPL daripada fenomena moral hazard, yang menunjukkan ketidakmauan bayar dari debitur.

Kata Kunci: Kredit Bermasalah, Risiko Kredit, Adverse Selection, Moral Hazard.

Abstract

PT XYZ, as one of the key players in the automobile financing sector finds itself at the forefront of confronting the unavoidable intricacies of credit risk including default and prepayment risk. The inadequate management of credit risk gives rise to the proliferation of asymmetric information, making it challenging for the company to distinguish between good and bad credit evaluations. The detrimental outcomes of adverse selection, which occurs before the agreement, and moral hazard, which whereas occurs afterwards, stemming from asymmetric information among debtors, potentially catalyzing an escalation in non-performing loans (NPL). NPL ratio of PT XYZ has nearly doubled from December 2020 to December 2021, requiring special attention and further strategic management. The primary objective of this study is to analyze the factors contributing to NPL within automobile financing institutions, specifically delving into the implications of adverse selection and moral hazard. The research was conducted on active debtors of PT XYZ's automobile financing from January 2021 to December 2023, with data collected using monthly recorded debtor credit performance reports. A research model postulates the influence of Area, First Installment Payment Type, Loan to Value (LTV), Job Type, Having Other Loans, Invalidity Phone Number, Invalidity Address, and Third-Party Unit on NPL. The model was analyzed with binary logistic regression analysis to determine the variables affecting NPL occurrence. Our findings indicate that variables associated with adverse selection significantly and positively impact NPL occurrence, while variables associated with moral hazard significantly and negatively impact NPL occurrence. Additionally, adverse selection, indicating the debtor's inability to pay, has a higher influence on NPL occurrence than moral hazard, which indicates the debtor's unwillingness to pay.

Keyword: Non-Performing Loan, Credit Risk, Adverse Selection, Moral Hazard.

PENDAHULUAN

Negara dan Hidayat (2021) menyatakan bahwa industri otomotif di Indonesia telah mengalami pertumbuhan yang sangat pesat, terutama selama periode lonjakan komoditi antara tahun 2006 hingga 2015. Peningkatan permintaan untuk kendaraan pribadi sangat erat kaitannya dengan pertumbuhan jumlah konsumen berpendapatan menengah. Data dari World Bank menunjukkan bahwa konsumen berpendapatan menengah meningkat tajam dari 7 persen pada tahun 2002 menjadi 30 persen pada tahun 2018. Berdasarkan data Korlantas Polri, jumlah kendaraan bermotor aktif di Indonesia hingga Februari 2023 mencapai lebih dari 153 juta unit, dengan 147 juta unit di antaranya adalah sepeda motor dan 19 juta unit lainnya adalah mobil pribadi, sementara sisanya merupakan unit angkutan barang dan orang. Selain sepeda motor, mobil merupakan moda transportasi yang paling banyak digunakan oleh masyarakat untuk aktivitas sehari-hari (Mawaridi & Faisal, 2023).

Data yang dikumpulkan oleh GAIKINDO (Gabungan Industri Kendaraan Bermotor Indonesia) menunjukkan bahwa 70 hingga 80 persen pembelian mobil pribadi dilakukan secara kredit. Memperoleh kendaraan secara kredit menciptakan piutang antara kreditur

(baik bank maupun lembaga multifinance) dan debitur. Piutang atau account receivables (AR) adalah sejumlah nilai yang menjadi kewajiban pelanggan, berupa perolehan kredit atas pembelian barang atau jasa (Lusztig & Schwab, 1988). Pengelolaan piutang yang efisien dinilai menjadi determinan penting bagi arus kas perusahaan, yang merupakan tulang punggung kinerja dan kesehatan perusahaan. Pengelolaan piutang yang baik dapat membantu perusahaan menghindari kesulitan finansial dan menjaga kestabilan performa bahkan saat volatilitas ekstrem (Rebelo, 2021).

Kreditur dalam pasar otomotif menghadapi dua risiko utama, yaitu risiko gagal bayar (default risk) dan risiko pelunasan lebih awal (prepayment risk). Default risk terjadi ketika debitur tidak dapat membayar kreditnya, sedangkan prepayment risk terjadi ketika debitur melunasi kredit lebih awal, mengurangi pemasukan kreditur melalui pembayaran bunga (Agarwal et al., 2008). Manajemen risiko kredit yang baik untuk mengurangi probabilitas tunggakan pembayaran pinjaman merupakan tantangan bagi institusi keuangan agar dapat bertahan dalam kondisi ekonomi yang baik maupun buruk (Chong, 2021). Untuk menjaga kelangsungan usahanya, lembaga keuangan perlu melaksanakan manajemen risiko kredit secara teliti, mengembangkan strategi pengendalian risiko yang efektif, mengawasi tren ekonomi, dan memberikan perhatian khusus pada kondisi ekonomi yang dapat memengaruhi tingkat tunggakan pembayaran. Potensi tingginya tunggakan pinjaman bisa mengakibatkan kesulitan likuiditas yang berpotensi menjatuhkan institusi keuangan dan membahayakan stabilitas ekonomi negara (Chong, 2021).

Martin dan Smyth (1991) menjelaskan bahwa dengan keterbatasan informasi, institusi keuangan menghadapi kesulitan dalam membedakan antara risiko kredit yang dianggap buruk dan baik. Risiko kredit buruk mencakup orang-orang yang mungkin tidak berniat melunasi pinjaman dan mereka yang tidak bijaksana dalam mengelola keuangan. Dalam kondisi informasi asimetris ini, institusi keuangan perlu berhati-hati dalam mengevaluasi pelanggan dan mengambil langkah-langkah pencegahan yang tepat untuk mengatasi risiko kredit yang mungkin timbul. Tumay (2009) menambahkan bahwa dalam banyak kasus terkait informasi asimetris, pihak dengan informasi lebih sedikit mengetahui bahwa pihak lain memiliki informasi lebih banyak. Informasi asimetris ini menghasilkan fenomena adverse selection dan moral hazard. Meskipun moral hazard terjadi setelah adanya kontrak perjanjian dan adverse selection terjadi sebelum adanya kontrak perjanjian, kedua faktor ini dapat dialami pada saat pengajuan pinjaman di awal (Ambrose et al., 2014).

Sitompul (2020) menyatakan bahwa salah satu rasio kinerja keuangan yang sering diterapkan pada perusahaan multifinance adalah rasio Non-Performing Loan (NPL) (Riyanto et al., 2021). Studi oleh Nwafor & Nwafor (2023) dan Wahyudi et al. (2019)

menyatakan bahwa piutang yang mengalami keterlambatan pembayaran lebih dari 90 hari dapat dinyatakan sebagai NPL. Rasio NPL digunakan untuk mengukur kemampuan lembaga keuangan dalam melindungi risiko gagal bayar oleh debitur (Setiyaningsih et al., 2015). Guo et al. (2022) menyatakan jika tingkat tunggakan kreditur otomotif melonjak secara tidak menentu, maka kreditur dapat mengalami kerugian signifikan.

PT XYZ adalah salah satu lembaga keuangan nonbank dan perusahaan pembiayaan otomotif yang telah menjadi pemain kunci di sektor pembiayaan otomotif di Indonesia. PT XYZ memiliki divisi khusus dalam manajemen piutang, terutama untuk kredit yang mengalami keterlambatan pembayaran. Meskipun rasio NPL PT XYZ masih tergolong sangat sehat (Rachmawati et al., 2023), rasio NPL perusahaan ini mengalami peningkatan hampir dua kali lipat dalam periode year-on-year antara Desember 2020 dan Desember 2021, sehingga memerlukan perhatian khusus dan strategi manajemen lebih lanjut.

Penelitian sebelumnya telah mengidentifikasi beberapa faktor yang dapat memengaruhi terjadinya NPL, seperti area geografis (Wahyudi et al., 2019; Silaen, 2022), jenis pembayaran angsuran awal (Wahyudi et al., 2019), Loan to Value (Agarwal et al., 2008; Wahyudi et al., 2019; Rachmansyah et al., 2021), tipe pekerjaan debitur (Dewi & Suryanawa, 2015; Wahyudi et al., 2019), dan memiliki pinjaman lain (Baidoo et al., 2019). Faktor-faktor ini dikategorikan sebagai informasi dari perilaku adverse selection yang diperoleh sebelum adanya kontrak perjanjian. Namun, belum ada penelitian yang melihat pengaruh faktor informasi dari perilaku moral hazard, yang terjadi setelah adanya kontrak perjanjian, seperti nomor handphone tidak valid, alamat rumah tidak sesuai, dan unit digunakan pihak lain. Mengingat pentingnya mengelola risiko kredit dan menjaga kualitas piutang agar tidak terjadi NPL, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis faktor-faktor yang dapat memengaruhi NPL pada perusahaan pembiayaan otomotif PT XYZ.

Penelitian ini bertujuan untuk menjawab beberapa pertanyaan penting terkait dengan Non-Performing Loans (NPL) di perusahaan pembiayaan otomotif PT XYZ. Pertama, penelitian ini akan mengidentifikasi faktor-faktor yang dapat memengaruhi NPL di perusahaan tersebut. Kedua, penelitian ini akan mengeksplorasi apakah perilaku adverse selection dan moral hazard memberikan pengaruh signifikan dan berkontribusi positif terhadap terjadinya NPL. Ketiga, penelitian ini akan membandingkan dampak dari kedua perilaku tersebut untuk menentukan apakah salah satu memiliki pengaruh yang lebih tinggi terhadap NPL dibandingkan yang lainnya. Berdasarkan pertanyaan-pertanyaan penelitian yang telah dirumuskan, tujuan dari penelitian ini adalah tiga hal utama. Pertama, menganalisis faktor-faktor dari perilaku adverse selection terhadap terjadinya NPL. Kedua, menganalisis faktor-faktor dari perilaku moral hazard terhadap terjadinya NPL. Ketiga,

mengevaluasi dan membandingkan pengaruh perilaku adverse selection dan moral hazard terhadap terjadinya NPL.

Penelitian ini diharapkan memberikan beberapa manfaat penting bagi perusahaan dan industri. Bagi perusahaan, penelitian ini diharapkan dapat meningkatkan pengelolaan risiko kredit dengan memperdalam pemahaman mengenai perilaku adverse selection dan moral hazard, sehingga dapat menurunkan tingkat probabilitas terjadinya NPL. Selain itu, penelitian ini juga diharapkan dapat meningkatkan efektivitas operasional dengan memperbaiki evaluasi kredit dan sistem pengawasan, sehingga dapat mengurangi biaya penanganan kredit bermasalah. Manfaat lainnya bagi industri adalah penelitian ini diharapkan memberikan arahan bagi praktisi industri keuangan dalam mengelola risiko kredit secara lebih efisien. Selain itu, hasil penelitian ini dapat digunakan oleh pembuat kebijakan untuk merumuskan regulasi yang lebih baik dalam mengurangi risiko NPL di sektor perbankan dan pembiayaan. Penelitian ini juga diharapkan bisa menjadi pijakan untuk eksplorasi lebih lanjut dalam studi tentang manajemen risiko kredit dan memunculkan metode baru yang relevan bagi industri. Penelitian ini diharapkan mempelajari praktik terbaik dalam manajemen kredit guna meningkatkan standar operasional di semua sektor, sehingga berkontribusi pada stabilitas dan keberlanjutan industri keuangan secara keseluruhan.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan dengan menganalisis variabel-variabel dari debitur aktif PT XYZ, sebuah perusahaan pembiayaan otomotif, selama periode Januari 2021 hingga Desember 2023. Pengumpulan data dilakukan menggunakan data sekunder dari laporan kinerja kredit debitur yang dicatat setiap bulan. Data tambahan hingga Maret 2024 juga dikumpulkan untuk mengevaluasi kinerja kredit selama tiga bulan pertama bagi debitur yang baru aktif pada Desember 2023. Penelitian ini difokuskan pada pembiayaan untuk debitur perorangan dan kredit mobil baru, sehingga pembiayaan untuk debitur badan usaha, mobil bekas, dan berbasis syariah dikecualikan. Total sampel awal yang terkumpul berjumlah 176.396 debitur. Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan tujuan memodelkan hubungan antara variabel independen dan variabel dependen biner.

Variabel dependen dalam penelitian ini adalah Non-Performing Loan (NPL), yang diukur secara biner dengan nilai 0 untuk debitur yang tidak mengalami keterlambatan pembayaran lebih dari 90 hari, dan nilai 1 untuk debitur yang pernah mengalami keterlambatan tersebut. Variabel independen dikategorikan menjadi dua bagian, yaitu variabel adverse selection dan moral hazard. Variabel adverse selection meliputi Area, Jenis

Pembayaran Angsuran Awal, Loan to Value (LTV), Tipe Pekerjaan Debitur, dan Memiliki Pinjaman Lain. Variabel moral hazard meliputi Nomor Handphone Tidak Valid, Alamat Rumah Tidak Sesuai, dan Unit Digunakan Pihak Lain. Semua variabel independen diukur secara biner kecuali LTV yang merupakan rasio. Penjelasan variabel independen adalah sebagai berikut: Area, dengan nilai 0 untuk debitur di luar Jabodetabek dan nilai 1 untuk debitur di Jabodetabek; Jenis Pembayaran Angsuran Awal, dengan nilai 0 untuk pembayaran di muka dan nilai 1 untuk pembayaran di belakang; Loan to Value (LTV), yang merupakan rasio dari nilai total pinjaman dibagi dengan harga kendaraan; Tipe Pekerjaan Debitur, dengan nilai 0 untuk karyawan/profesional/nonprofesional dan nilai 1 untuk wiraswasta; Memiliki Pinjaman Kredit Lain, dengan nilai 0 untuk debitur tanpa pinjaman lain dan nilai 1 untuk debitur dengan lebih dari satu pinjaman; Nomor Handphone Tidak Valid, dengan nilai 0 untuk nomor handphone aktif dan nilai 1 untuk nomor tidak aktif; Alamat Rumah Tidak Sesuai, dengan nilai 0 untuk alamat yang sesuai dan nilai 1 untuk alamat yang tidak sesuai; serta Unit Digunakan Pihak Lain, dengan nilai 0 untuk unit digunakan sesuai dan nilai 1 untuk unit digunakan pihak lain.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Tabel 1. Hasil Regresi Logistik Biner

Variabel Independen	β	S.E.	Wald	Sig.	Exp (β)
Konstanta	14,303	0,661	468,883	0,001*	1.627.878,884
Area (X1)	0,781	0,012	4.080,660	0,000*	2,184
Jenis Pembayaran Angsuran Awal (X2)	0,218	0,011	429,133	0,001*	1,244
Loan to Value (LTV) (X3)	0,65	0,001	14.997,105	0,000*	1,067
Tipe Pekerjaan Debitur (X4)	-0,256	0,010	723,591	0,001*	0,774
Memiliki Pinjaman Kredit Lain (X5)	0,612	0,022	760,535	0,001*	1,844
Nomor Handphone Tidak Valid (X6)	-5,793	0,449	166,201	0,001*	0,003
Alamat Rumah Tidak Sesuai (X7)	-7,571	0,302	628,705	0,001*	0,001
Unit Digunakan Pihak Lain (X8)	-8,068	0,378	455,331	0,001*	0,000

Berdasarkan Tabel 1 yang menyajikan hasil regresi logistik biner, dapat disimpulkan bahwa variabel-variabel independen yang diteliti memiliki pengaruh signifikan terhadap

probabilitas terjadinya Non-Performing Loan (NPL). Variabel Area (X1) menunjukkan nilai koefisien (β) sebesar 0,781 dengan nilai odds ratio sebesar 2,184, mengindikasikan bahwa debitur di wilayah Jabodetabek memiliki probabilitas 2,184 kali lebih besar untuk mengalami NPL dibandingkan dengan debitur di luar wilayah tersebut. Variabel Jenis Pembayaran Angsuran Awal (X2) memiliki koefisien (β) sebesar 0,218 dan odds ratio 1,244, yang berarti debitur yang memilih pembayaran angsuran awal di belakang memiliki probabilitas 1,244 kali lebih besar untuk mengalami NPL. Selanjutnya, variabel Loan to Value (LTV) (X3) dengan koefisien (β) sebesar 0,65 dan odds ratio 1,067 menunjukkan bahwa setiap peningkatan satu unit dalam LTV meningkatkan probabilitas terjadinya NPL sebesar 1,067 kali. Variabel Tipe Pekerjaan Debitur (X4) memiliki koefisien negatif (-0,256) dan odds ratio 0,774, yang berarti debitur wiraswasta memiliki probabilitas 0,774 kali lebih kecil untuk mengalami NPL dibandingkan dengan debitur karyawan atau profesional. Variabel Memiliki Pinjaman Kredit Lain (X5) menunjukkan koefisien (β) sebesar 0,612 dan odds ratio 1,844, mengindikasikan bahwa debitur dengan lebih dari satu pinjaman memiliki probabilitas 1,844 kali lebih besar untuk mengalami NPL. Sementara itu, variabel Nomor Handphone Tidak Valid (X6) dengan koefisien (β) sebesar -5,793 dan odds ratio 0,003 menunjukkan bahwa debitur dengan nomor handphone tidak valid memiliki probabilitas sangat kecil untuk mengalami NPL. Variabel Alamat Rumah Tidak Sesuai (X7) memiliki koefisien (β) sebesar -7,571 dan odds ratio 0,001, mengindikasikan bahwa debitur dengan alamat rumah yang tidak sesuai memiliki probabilitas yang sangat kecil untuk mengalami NPL. Terakhir, variabel Unit Digunakan Pihak Lain (X8) dengan koefisien (β) sebesar -8,068 dan odds ratio 0,000 menunjukkan bahwa unit yang digunakan oleh pihak lain memiliki probabilitas yang hampir nol untuk mengalami NPL. Secara keseluruhan, hasil regresi logistik biner ini menunjukkan bahwa variabel-variabel independen yang diteliti memiliki pengaruh signifikan terhadap terjadinya NPL, baik secara positif maupun negatif, dengan signifikansi pada tingkat 0,001.

Tabel 2. Hasil Uji Cox & Snell R-Square dan Nagelkerke R-Square

-2 Log Likelihood	Cox & Snell R-Square	Nagelkerke R-Square
264.098,738	0,461	0,615

Berdasarkan Tabel 2 yang menampilkan hasil uji Cox & Snell R-Square dan Nagelkerke R-Square, dapat disimpulkan bahwa model regresi logistik biner yang digunakan dalam penelitian ini memiliki tingkat kesesuaian yang cukup baik. Nilai -2 Log Likelihood sebesar 264.098,738 menunjukkan bahwa model ini memiliki kemampuan yang baik dalam memprediksi variabel dependen, yaitu terjadinya Non-Performing Loan (NPL).

Nilai Cox & Snell R-Square sebesar 0,461 mengindikasikan bahwa sekitar 46,1% variasi dalam probabilitas terjadinya NPL dapat dijelaskan oleh variabel-variabel independen yang digunakan dalam model ini. Selanjutnya, nilai Nagelkerke R-Square yang sebesar 0,615 menunjukkan bahwa model ini dapat menjelaskan sekitar 61,5% dari variasi total, yang menunjukkan bahwa model ini memiliki daya prediksi yang lebih tinggi dibandingkan dengan nilai Cox & Snell R-Square. Dengan demikian, nilai-nilai ini menunjukkan bahwa model regresi logistik biner yang diterapkan dalam penelitian ini cukup kuat dalam menjelaskan pengaruh variabel-variabel independen terhadap probabilitas terjadinya NPL, meskipun masih ada sekitar 38,5% dari variasi yang tidak dapat dijelaskan oleh model ini, yang mungkin disebabkan oleh faktor-faktor lain yang tidak termasuk dalam analisis.

Tabel 3. Hasil Uji Hosmer and Lemeshow

	Chi-square	df	Sig.
Hosmer and Lemeshow Test	10.622,745	8	0,000

Berdasarkan Tabel 3 yang menampilkan hasil uji Hosmer and Lemeshow, dapat disimpulkan bahwa model regresi logistik biner yang digunakan dalam penelitian ini tidak memiliki kecocokan yang baik dengan data yang diobservasi. Nilai Chi-square sebesar 10.622,745 dengan derajat kebebasan (df) sebesar 8 dan nilai signifikansi (Sig.) sebesar 0,000 menunjukkan bahwa model ini secara statistik signifikan. Nilai signifikansi yang sangat rendah (lebih kecil dari 0,05) mengindikasikan bahwa terdapat perbedaan yang signifikan antara hasil yang diobservasi dan hasil yang diprediksi oleh model. Uji Hosmer and Lemeshow adalah alat yang digunakan untuk menguji kesesuaian model regresi logistik, dimana nilai p yang besar (lebih dari 0,05) menunjukkan model yang baik. Dalam kasus ini, nilai p yang sangat kecil menunjukkan bahwa model ini tidak sesuai dengan data yang sebenarnya. Dengan kata lain, meskipun model ini mungkin memiliki koefisien yang signifikan dan nilai R-square yang tinggi, hasil uji Hosmer and Lemeshow mengindikasikan bahwa model ini belum secara akurat mencerminkan pola data yang diamati dan mungkin memerlukan perbaikan atau penyesuaian lebih lanjut untuk meningkatkan kecocokannya.

Tabel 4. Hasil Uji Crosstabs Variabel Nomor Handphone Tidak Valid

Variabel		NPL		Total
		0	1	
Nomor Handphone Tidak Valid	0	172.023 (57,0%)	129.599 (43,0%)	301.622 (100,0%)

	1	5 (0,0%)	42.429 (100,0%)	42.434 (100,0%)
Total		172.028 (50,0%)	172.028 (50,0%)	344.056 (100,0%)

Berdasarkan Tabel 4 yang menampilkan hasil uji crosstabs untuk variabel Nomor Handphone Tidak Valid terhadap tingkat Non-Performing Loan (NPL), terlihat bahwa terdapat perbedaan yang signifikan dalam probabilitas terjadinya NPL antara debitur yang memiliki nomor handphone tidak valid dan yang memiliki nomor handphone valid. Pada kelompok debitur yang memiliki nomor handphone tidak valid, dari total 301.622 debitur, sebanyak 129.599 (43,0%) mengalami NPL, sedangkan pada kelompok debitur yang memiliki nomor handphone valid, dari total 42.434 debitur, sebanyak 42.429 (100,0%) mengalami NPL. Analisis ini menunjukkan bahwa debitur yang memiliki nomor handphone tidak valid memiliki risiko NPL yang lebih rendah secara signifikan dibandingkan dengan debitur yang memiliki nomor handphone valid.

Secara lebih spesifik, hasil ini menunjukkan bahwa variabel Nomor Handphone Tidak Valid berpotensi sebagai indikator yang dapat digunakan untuk memprediksi risiko NPL. Debitur dengan nomor handphone tidak valid cenderung memiliki probabilitas yang lebih rendah untuk mengalami NPL, yang tercermin dari persentase NPL yang jauh lebih rendah dibandingkan dengan debitur yang memiliki nomor handphone valid. Hal ini konsisten dengan hasil analisis regresi logistik sebelumnya yang menunjukkan koefisien negatif yang signifikan untuk variabel Nomor Handphone Tidak Valid, mengindikasikan bahwa variabel ini berkontribusi dalam mengurangi risiko terjadinya NPL dalam model regresi logistik tersebut.

Tabel 5. Hasil Uji Crosstabs Variabel Alamat Rumah Tidak Sesuai

Variabel		NPL		Total
		0	1	
Alamat Rumah Tidak Sesuai	0	172.017 (65,5%)	90.727 (34,5%)	262.744 (100,0%)
	1	11 (0,0%)	81.301 (100,0%)	81.312 (100,0%)
Total		172.028 (50,0%)	172.028 (50,0%)	344.056 (100,0%)

Berdasarkan Tabel 5 yang menampilkan hasil uji crosstabs untuk variabel Alamat Rumah Tidak Sesuai terhadap tingkat Non-Performing Loan (NPL), dapat dilihat bahwa terdapat perbedaan signifikan dalam probabilitas terjadinya NPL antara debitur yang memiliki alamat rumah tidak sesuai dan yang memiliki alamat rumah sesuai. Pada kelompok debitur yang

memiliki alamat rumah tidak sesuai, dari total 262.744 debitur, sebanyak 90.727 (34,5%) mengalami NPL, sedangkan pada kelompok debitur yang memiliki alamat rumah sesuai, dari total 81.312 debitur, sebanyak 81.301 (100,0%) mengalami NPL. Analisis ini menunjukkan bahwa debitur yang memiliki alamat rumah tidak sesuai memiliki risiko NPL yang lebih rendah secara signifikan dibandingkan dengan debitur yang memiliki alamat rumah sesuai.

Hasil ini menggambarkan bahwa variabel Alamat Rumah Tidak Sesuai memiliki potensi sebagai indikator yang dapat digunakan untuk memprediksi risiko NPL dalam model analisis risiko kredit. Debitur dengan alamat rumah tidak sesuai cenderung memiliki probabilitas yang lebih rendah untuk mengalami NPL, yang tercermin dari persentase NPL yang jauh lebih rendah dibandingkan dengan debitur yang memiliki alamat rumah sesuai. Hal ini konsisten dengan hasil analisis regresi logistik sebelumnya yang menunjukkan koefisien negatif yang signifikan untuk variabel Alamat Rumah Tidak Sesuai, mengindikasikan bahwa variabel ini memberikan kontribusi dalam mengurangi risiko terjadinya NPL dalam konteks penilaian kredit.

Tabel 6. Hasil Uji Crosstabs Variabel Unit Digunakan Pihak Lain

Variabel		NPL		Total
		0	1	
Unit Digunakan Pihak Lain	0	172.021 (62,3%)	104.091 (37,7%)	276.112 (100,0%)
	1	7 (0,0%)	67.937 (100,0%)	67.944 (100,0%)
Total		172.028 (50,0%)	172.028 (50,0%)	344.056 (100,0%)

Berdasarkan Tabel 6 yang menunjukkan hasil uji crosstabs untuk variabel Unit Digunakan Pihak Lain terhadap tingkat Non-Performing Loan (NPL), terlihat adanya perbedaan yang signifikan dalam probabilitas terjadinya NPL antara debitur yang unitnya digunakan oleh pihak lain dan yang tidak. Pada kelompok debitur yang unitnya digunakan oleh pihak lain, dari total 276.112 debitur, sebanyak 104.091 (37,7%) mengalami NPL, sedangkan pada kelompok debitur yang unitnya tidak digunakan oleh pihak lain, dari total 67.944 debitur, sebanyak 67.937 (100,0%) mengalami NPL.

Analisis ini menunjukkan bahwa debitur yang unitnya digunakan oleh pihak lain memiliki risiko NPL yang lebih tinggi secara signifikan dibandingkan dengan debitur yang unitnya tidak digunakan oleh pihak lain. Hasil ini konsisten dengan temuan sebelumnya dalam model regresi logistik yang menunjukkan koefisien negatif yang signifikan untuk variabel Unit Digunakan Pihak Lain, mengindikasikan bahwa variabel ini adalah faktor yang berkontribusi dalam meningkatkan risiko terjadinya NPL dalam konteks evaluasi kredit.

Variabel Unit Digunakan Pihak Lain dapat dianggap sebagai indikator penting dalam analisis risiko kredit, karena kemungkinan unit yang digunakan oleh pihak lain dapat menandakan adanya faktor-faktor yang meningkatkan risiko default, seperti pengelolaan properti yang kurang baik atau masalah hukum terkait kepemilikan unit tersebut. Oleh karena itu, manajemen risiko perlu mempertimbangkan variabel ini dalam kebijakan penilaian kredit untuk mengurangi potensi risiko NPL di masa mendatang.

SIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis, variabel adverse selection berdampak signifikan dan positif terhadap Non-Performing Loan (NPL). Faktor-faktor seperti area, jenis pembayaran angsuran awal, Loan to Value (LTV), tipe pekerjaan debitur, dan kepemilikan pinjaman kredit lain meningkatkan risiko NPL. Debitur di Jabodetabek, pembayaran angsuran di belakang, kenaikan LTV, dan memiliki lebih dari satu pinjaman kredit meningkatkan risiko NPL. Sebaliknya, variabel moral hazard berdampak negatif terhadap NPL, dengan faktor nomor handphone tidak valid, alamat rumah tidak sesuai, dan unit digunakan pihak lain mengurangi risiko NPL. Adverse selection lebih berpengaruh dibandingkan moral hazard dalam menentukan risiko NPL.

DAFTAR PUSTAKA

- Abdou, H., & Pointon, J. (2011). Credit Scoring, Statistical Techniques and Evaluation Criteria: A Review of the Literature. *Int. Syst. in Accounting, Finance and Management*, (18), 59-88. <https://doi.org/10.1002/isaf.325>
- Agarwal, S., Ambrose, B. W., & Chomsisengphet, S. (2008). Determinants of automobile loan default and repayment. *Economic Perspectives*, (32)3, 17-28. <https://www.chicagofed.org/publications/economic-perspectives/2008/3qtr2008-part2-agarwal-et-al>
- Akerlof, G. A. (1970). The Market for "Lemons": Quality Uncertainty and the Market Mechanism. *The Quarterly Journal of Economics*, 84(3), 488-500. <https://doi.org/10.2307/1879431>
- Ambrose, B. W., Conklin, J., & Yoshida, J. (2014). Reputation and Exaggeration: Adverse Selection and Moral Hazard in the Mortgage Market. *Journal of Finance, Forthcoming*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2541073>
- Baidoo, S. T., Aidoo, J. B., Sakyi, D., & Yusif, H. (2019). Multiple borrowing and loan default: Evidence from small and medium scale enterprises in Ghana. *Ghanian Journal of Economic*, Vol 7, 71-96. <https://hdl.handle.net/10520/EJC-1b2f72f834>

- Bergh, D. D., Ketchen, D. J., Orlandi, I., Heugens, P. P. M. A. R., & Boyd, B. K. (2019). Information Asymmetry in Management Research: Past Accomplishments and Future Opportunities. *Journal of Management*, 45(1), 122-158. <https://doi.org/10.1177/0149206318798026>
- Brown, A. L. (2016). Asymmetric Information. *The Palgrave Encyclopedia of Strategic Management*. Palgrave Macmillan, London. https://doi.org/10.1057/978-1-349-94848-2_458-1
- Catherine, N. (2020). Credit Risk Management and Financial Performance: A Case of Bank of Africa (U) Limited. *Open Journal of Business and Management*, 2020, 8, 30-38. <https://doi.org/10.4236/ojbm.2020.81002>
- Chawla, N. V., Bowyer, K. W., Hall, L. O., Kegelmeyer, W. P. (2002). SMOTE: Synthetic Minority Over-sampling Technique. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 16, 321-357. <https://doi.org/10.1613/jair.953>
- Chong, F. (2021). Loan Delinquency: Some Determining Factors. *Journal of Risk and Financial Management* 14: 320. <https://doi.org/10.3390/jrfm14070320>
- Claus, I. (2011). The effects of asymmetric information between borrowers and lenders in an open economy. *Journal of International Money and Finance*, 30(5), 796-816. <https://doi.org/10.1016/j.jimonfin.2011.05.009>
- Dell'Ariccia, G. (2001). Asymmetric information and the structure of the banking industry. *European Economic Review*, 45(10), 1957-1980. [https://doi.org/10.1016/S0014-2921\(00\)00085-4](https://doi.org/10.1016/S0014-2921(00)00085-4)
- Demin, A. N., Kireyeva, O. V., Pomazan, I. A., Zykova, E.I. (2020). Psychological Component of Credit Scoring: Analysis of Theoretical and Methodical Problems. *Proceedings of the 5th International Conference on Economics, Management, Law and Education (EMLE 2019)*, 451-453. <https://doi.org/10.2991/aebmr.k.191225.080>
- Dewi, M. D. K., & Suryanawa, I. K. (2015). Pengaruh Tingkat Suku Bunga, Profesi Nasabah Kredit, Efektivitas Badan Pengawas pada Non Performing Loan. *E-Jurnal Akuntansi Universitas Udayana*, 13(3), 779-795. <https://ojs.unud.ac.id/index.php/akuntansi/article/view/12674>
- Elreedy, D., & Atiya, A.F. (2019). A Comprehensive Analysis of Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE) for handling class imbalance. *Information Sciences*, 505, 32-64. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2019.07.070>
- Fernández, A. García, S., Herrera, F., & Chawla, N. V. (2018). SMOTE for Learning from Imbalance Data: Progress and Challenges, Marking the 15-year Anniversary. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 61, 863-905. <https://doi.org/10.1613/jair.1.11192>

- GAIKINDO. (2023). *Jumlah Kendaraan di Indonesia 147 Juta Unit, 60 Persen di Pulau Jawa*. <https://www.gaikindo.or.id/jumlah-kendaraan-di-indonesia-147-juta-unit-60-persen-di-pulau-jawa/>
- Getahun, T., Anwen, L., & Bari, M. (2015). Credit Risk Management and Its Impact on Performance of Commercial Banks: In of Case Ethiopia. *Research Journal of Finance and Accounting*, 6(24), 53-64. <https://core.ac.uk/download/pdf/234631211.pdf>
- Guo, Z., Zhang, Y., Zhao, X. (2022). Risks of long-term auto loans. *Journal of Credit Risk*, (18)4, 1-27. <https://doi.org/10.21314/JCR.2022.009>
- Harris, J. K. (2021). Primer on binary logistic regression. *Family medicine and community health*, 9(Suppl 1), e001290. <https://doi.org/10.1136/fmch-2021-001290>
- Indratno, I., & Irwinskyah, R. (1998). Aplikasi Analisis Tabulasi Silang (Crosstab) dalam Perencanaan Wilayah dan Kota. *Jurnal Perencanaan Wilayah dan Kota*, 9(2), 49-59. <https://journals.itb.ac.id/index.php/jpwk/article/view/4370>
- Koulafetis, P. (2017). *Modern Credit Risk Management*. Palgrave Macmillan UK. <https://doi.org/10.1057/978-1-137-52407-2>
- Li, X., & Zhong, Y. (2012). An Overview of Personal Credit Scoring: Techniques and Future Work. *International Journal of Intelligence Science*, (2), 181-189. <https://doi.org/10.4236/ijis.2012.224024>
- Liu, Y., Esan, O. C., Pan, Z., & An, L. (2021). Machine Learning for advanced energy materials. *Energy and AI*, 3, <https://doi.org/10.1016/j.egyai.2021.100049>
- Lusztig, P., & Schwab, B. (1988). The Management of Accounts Receivable. *In Elsevier eBooks*, 913–935. <https://doi.org/10.1016/b978-0-409-80601-4.50071-9>
- Martin, R. E., & Smyth, D. J. (1991). Adverse Selection and Moral Hazard Effects in the Mortgage Market: an Empirical Analysis. *Southern Economic Journal*, 57(4), 1071. <https://doi.org/10.2307/1060335>
- Mawaridi, B. H., & Faisal, M. (2023). Rekomendasi Merk Mobil untuk Calon Pembeli Menggunakan Algoritma Decision Tree. *Jurnal Informatika*, 10(2), 157–162. <https://doi.org/10.31294/inf.v10i2.16000>
- Mester, L. J. (1997). What's the point of credit scoring? *Business Review Federal Reserve Bank of Philadelphia*, issue Sep, 3-16. <https://www.philadelphiafed.org/-/media/frbp/assets/economy/articles/business-review/1997/september-october/brso97lm.pdf>
- Miller, A., Panneerselvam, J., & Liu, L. (2021). A review of regression and classification techniques for analysis of common and rare variants and gene-environmental factors. *Neurocomputing*, 489, 466-485. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2021.08.150>

- Mishkin, F. (1990). Asymmetric Information and Financial Crises: A Historical Perspective. *National Bureau of Economic Research*. <https://doi.org/10.3386/w3400>
- Muiruri, Z. W., Ndegwa, J., & Gweyi, M. (2021). Moral Hazard Related Determinants of Bad Debts in Deposit Taking Saccos in Nairobi County. *Journal of Finance & Accounting*, 5(1), 1-15. <https://stratfordjournals.org/journals/index.php/journal-of-accounting/article/download/668/781/1966>
- Negara, S. D., & Hidayat, A. S. (2021). Indonesia's Automotive Industry: Recent Trends and Challenges. *Journal of Southeast Asian Economies*, 38(2), 166-186. <https://doi.org/10.1355/ae38-2b>
- Nwafor, C. N., & Nwafor, O. Z. (2023). Determinants of non-performing loans: An explainable ensemble and deep neural network approach. *Finance Research Letters*, 56(104084). <https://doi.org/10.1016/j.frl.2023.104084>
- Okuyan, H. A. (2014). The Effect of Asymmetric Information on Turkish Banking Sector and Credit Markets. *Revue Économique*, 65(5), 699-708. <https://www.jstor.org/stable/43592288>
- Rachmansyah, Y., Harijono, H., & Prabowo, R. (2021). The determinants of home mortgage default probability: The effect of loan and borrower's characteristics. *Proceedings of the First International Conference on Economics, Business and Social Humanities, ICONEBS 2020, November 4-5, 2020, Madiun, Indonesia*. <https://doi.org/10.4108/eai.4-11-2020.2304567>
- Rachmawati, Sabilalo, M. A., & Johan, A. S. (2024). Analysis of Non-Performing Loans and Loan to Deposit Ratio. *Jurnal Ilmiah Akuntansi Kesatuan*, 12(1), 65-74. <https://doi.org/10.37641/jiakes.v12i1.2420>
- Ramos, H. M., Ollero, J., & Suárez-Llorens, A. (2017). A new explanatory index for evaluating the binary logistic regression based on the sensitivity of the estimated model. *Statistics & Probability Letters*, 120, 135-140. <https://doi.org/10.1016/j.spl.2016.08.022>
- Rebelo, S. (2021). Predicting Account Receivables Outcomes with Machine-Learning. *NOVA Information Management School Instituto Superior de Estatística e Gestão de Informação*. Universidade Nova de Lisboa. <http://hdl.handle.net/10362/134205>
- Riyanto, A., Raspati, G., Rahayu, Y., & Yuniati, Y. (2021). Kinerja Keuangan Entitas Multifinance: Determinasi Non Performing Loan dan Capital Adequacy Ratio Terhadap Profitabilitas. *Moneter - Jurnal Akuntansi Dan Keuangan*, 8(2), 102-109. <https://doi.org/10.31294/moneter.v8i2.10934>
- Salam, M., Rukka, R. M., Samma, M. A. K., Tenriawaru, A. N., Rahmadanih, Muslim, A. I., Ali, H. N. B., & Ridwan, M. (2024). The causal-effect model of input factor allocation on

- maize production: Using binary logistic regression in search for ways to be more productive. *Journal of Agriculture and Food Research*, 16(101094). <https://doi.org/10.1016/j.jafr.2024.101094>
- Setiyaningsih, S., et al. (2015). Faktor-Faktor Yang Memengaruhi Ratio Non Performing Loan (NPL). *Jurnal Aplikasi Bisnis dan Manajemen* 1(1), 23-33. <https://doi.org/10.17358/jabm.1.1.23>
- Silaen, A. (2022). Analisis Pengaruh Variabel-Variabel yang Digunakan Dalam Penentuan Tingkat Credit Scoring terhadap Non Performing Loan. Tesis. Universitas Indonesia. <https://lib.ui.ac.id/m/detail.jsp?id=20523655&lokasi=lokal>
- Siringoringo, R. (2018). Klasifikasi Data Tidak Seimbang Menggunakan Algoritma SMOTE dan K-Nearest Neighbor. *Journal Information System Development*, 3(1), 44-49. <https://ejournal-medan.uph.edu/index.php/isd/article/view/177>
- Sitompul, R. M. A. (2020). Pengaruh Likuiditas, Solvabilitas, Profitabilitas, dan Non Performing Financing terhadap Nilai Perusahaan dengan Intellectual Capital sebagai Variabel Moderating pada Perusahaan Multifinance yang Terdaftar di Bursa Efek Indonesia Tahun 2015-2018. Tesis. Universitas Sumatera Utara. <https://repositori.usu.ac.id/handle/123456789/81984>
- Skardziukas, D. (2020). Asymmetric Information: the multiplier effect of financial instability. *MPRA Paper 23013*, University Library of Munich, Germany. <https://ideas.repec.org/p/pramprapa/23013.html>
- Spuchl'áková, E., Valásková, K., & Adamko, P. (2015). The Credit Risk and its Measurement, Hedging and Monitoring. *Procedia Economics and Finance*, 24, 675-681. [https://doi.org/10.1016/S2212-5671\(15\)00671-1](https://doi.org/10.1016/S2212-5671(15)00671-1)
- Sofyan, S., & Prasetyo, A. (2021). Penerapan Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE) Terhadap Data Tidak Seimbang Pada Tingkat Pendapatan Pekerja Informal Di Provinsi D.I. Yogyakarta Tahun 2019. *Seminar Nasional Official Statistics*, 2021(1), 868–877. <https://doi.org/10.34123/semnasoffstat.v2021i1.1081>
- Sy, W. (2022). A Causal Framework for Credit Default Theory. *Journal of Insurance and Financial Management*, 5(3), 57-86. https://www.academia.edu/71786189/A_Causal_Framework_for_Credit_Default_Theor
y
- Szumilas, M. (2010). Explaining Odds Ratios. *J Can Acad Child Adolesc Psychiatry*. 2010 Aug; 19(3): 227–229. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC2938757/>
- Tumay, M. (2009). Asymmetric Information and Adverse Selection in Insurance Markets: The Problem of Moral Hazard. *Yönetim ve Ekonomi* 16(1), 107-114.

<https://dergipark.org.tr/tr/download/article-file/146009>

Vojtek, M., & Kočenda, E. (2006). Credit-Scoring Methods (in English). *Czech Journal of Economics and Finance (Finance a uver)*, 56(3-4). 152-167.

<https://ideas.repec.org/a/fau/fauart/v56y2006i3-4p152-167.html>

Wahyudi, T., Harianto, & Sahara. (2019). Analisis Faktor-Faktor yang Memengaruhi Non Performing Financing di PT TAF dan Pengendaliannya. *Jurnal Manajemen Dan Organisasi*, 10(2), 72–91. <https://doi.org/10.29244/jmo.v10i2.30127>

White, D. R. (2004). A Student's Guide to Statistics for Analysis of Cross Tabulations. *World Cultures*, 14(2). <https://escholarship.org/uc/item/8xn2s349>

Wright, R.E. (2012). *Money and Banking*. Saylor Foundation. https://saylordotorg.github.io/text_money-and-banking-v2.0/s00-license.html