BAB 1

PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Fintech atau *financial technology* adalah istilah yang digunakan untuk mendefinisikan inovasi teknologi yang diterapkan dalam layanan dan produk keuangan (Unikama, 2026). Dalam pengertian yang luas, *fintech* merujuk pada penerapan teknologi untuk menawarkan layanan keuangan. Lebih spesifik, pinjaman *fintech* dapat dijelaskan berdasarkan sifat hubungan antara pelanggan dan pemberi pinjaman atau berdasarkan teknologi yang diterapkan untuk menilai karakter peminjam (Berg et al., 2021). *Fintech* menunjukkan penggunaan teknologi baru atau model bisnis kreatif yang memanfaatkan teknologi informasi dan komunikasi saat ini untuk memberikan layanan keuangan (Muganyi et al., 2022). Inovasi-inovasi dalam *fintech* telah mengubah cara konsumen dan bisnis berinteraksi dengan layanan keuangan, mempermudah akses, serta mempercepat transaksi keuangan (Ahmadi & Sulistyowati, 2018; Unikama, 2026).

Perkembangan *fintech* di Indonesia mulai tumbuh sejak tahun 1987 saat Anjungan Tunai Mandiri atau ATM pertama kali diperkenalkan, kemudian berkembang ke layanan *m-banking* dan *internet banking* pada awal tahun 2000-an (AFPI, 2026e). Tahap awal perkembangan teknologi keuangan dimulai dengan kemunculan perbankan seluler atau *m-banking*, yang kehadiran layanan *m-banking* ini menjadi sarana masyarakat masa kini yang memerlukan mobilitas tinggi (Muzakiyah et al., 2024). Sejak saat itu, *fintech* berkembang sangat cepat, dengan

jumlah pengguna yang meningkat drastis dari sekitar 7% pada tahun 2006 menjadi 78% dalam waktu sepuluh tahun (Humas UPITRA, 2024).

Layanan *financial technology* atau *fintech* memiliki beberapa jenis. Dalam penelitiannya, Purnamasari & Rismala (2024) menyatakan bahwa saat ini ada lima layanan *financial technology* yang berkembang di Indonesia, diantaranya adalah *P2P Lending* atau *Peer to Peer Lending, Micro Financing,* Sistem Pembayaran Digital*,* Manajemen Risiko & Investasi, *Equity Crowdfunding*, modal dan layanan asuransi. Dalam penelitian Adji et al. (2023), menyebutkan bahwa *financial technology* atau *fintech* mencakup lima tipe layanan, yaitu *digital payment, Peer to Peer Lending, crowdfunding*, asuransi dan investasi produk yang tersedia untuk masyarakat. Klasifikasi *fintech* berdasarkan Bank Indonesia terbagi menjadi empat jenis yaitu *Peer to Peer Lending, crowdfunding,* manajemen risiko investasi, *payment, clearing, and settlement* serta *market aggregator* (AFPI, 2026c)

Peer to Peer Lending menjadi salah satu contoh bentuk layanan *fintech* di Indonesia. Layanan ini memudahkan peminjam untuk meminjam dana tanpa bertemu langsung dengan pemberi pinjaman. *P2P lending (Peer to Peer Lending)* adalah layanan keuangan berbasis teknologi yang menghubungkan langsung pemberi pinjaman (*lender*) dengan peminjam (*borrower*) melalui *platform* digital tanpa perantara bank tradisional (Janssen, 2022). Menurut Hieu (2026), pinjaman *Peer to Peer Lending* adalah inovasi intermediasi dana dengan skala yang cukup besar melalui *platform online* yang menghubungkan peminjam dengan pemberi pinjaman. *P2P Lending* yaitu model pembiayaan yang menggunakan teknologi untuk menghubungkan langsung orang yang akan meminjam uang *(borrower)*

dengan orang yang akan memberi pinjaman *(lender)* melalui aplikasi atau website (AFPI, 2026d).

Pinjaman *Peer to Peer Lending* muncul sekitar 2016-2017 dengan penerbitan Peraturan Otoritas Jasa (OJK) Nomor 77/POJK.01/2016 mengenai Layanan Pinjaman dan Pinjaman Berbasis Teknologi Informasi. Namun, karena adanya banyak pinjaman *online* ilegal, OJK akhirnya mengambil langkah-langkah untuk memerangi kegiatan pinjaman ilegal (Andayani, 2025). Regulasi ini menjadi dasar hukum bagi kegiatan pemberian pinjaman oleh *fintech* di Indonesia dan memberikan kejelasan bagi para pelaku industri agar dapat beroperasi secara sah. Seiring waktu, regulasi terus diperketat melalui Peraturan Otoritas Jasa Keuangan Nomor 10/POJK.05/2022 yang mengatur perizinan usaha dan kelanjutan operasional perusahaan keuangan teknologi di sektor jasa keuangan, sehingga syarat beroperasi *platform P2P Lending* menjadi lebih ketat (AFPI, 2023).

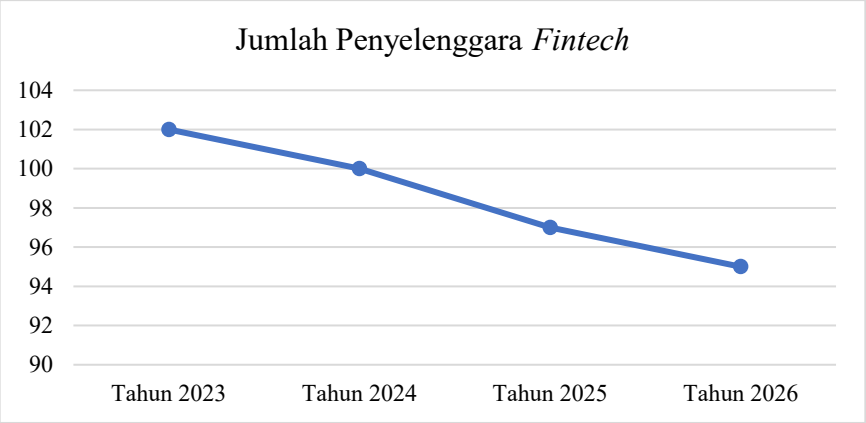
Jumlah penyelenggara *Peer to Peer Lending* mengalami penurunan dengan adanya regulasi yang ketat dari OJK. Beberapa regulasi yang mengakibatkan jumlah penyelenggara berkurang yaitu (Virgiany, 2025):

1. POJK Nomor 10/POJK.05/2022: Peraturan ini membutuhkan pertahanan modal minimum dan menetapkan batasan ketat pada kepemilikan saham, yang mendorong konsolidasi atau penutupan perusahaan *fintech* yang tidak memenuhi persyaratan.
2. POJK Nomor 3 Tahun 2024 (dan aturan terkait): Menguraikan peraturan yang lebih ketat untuk Sektor Inovasi Teknologi Keuangan (ITSK),

menggantikan peraturan sebelumnya. Ini berfokus pada penguatan modal, manajemen risiko TI, dan perlindungan data konsumen.

3. POJK 40 Tahun 2024 & SE OJK terkait dengan 2025/2026:
    a. Ekuitas Minimum Rp12,5 Miliar: Penyelenggara diharuskan mempertahankan modal minimum sebesar Rp12,5 miliar. Penyelenggara yang gagal memenuhi ambang batas ini diminta untuk mengembalikan lisensi atau ditutup.
    b. Likuiditas dan Rasio Modal: Penyelenggara harus mempertahankan rasio modal 50% dari modal disetor dan likuiditas minimum 120%.
    c. Batas Utang: Total utang peminjam dibatasi 30% dari total pendapatan, efektif dari 2026.
4. Kebijakan Moratorium: OJK terus mempertahankan moratorium atau penangguhan sementara lisensi baru untuk pinjaman *fintech*, yang membatasi jumlah pemain di pasar.
5. Tindakan Ketat dan Pengawasan (hukuman): OJK menegakkan hukum terhadap penyelenggara yang tidak mematuhi standar kesehatan dan manajemen risiko, ditandai dengan pencabutan lisensi bagi mereka yang melanggar TWP90 (pinjaman *non-performing*) atau gagal memenuhi aturan operasional.

Regulasi yang ditetapkan oleh OJK mengakibatkan jumlah penyelenggara *fintech* mengalami penurunan secara konsisten setiap tahunnya (Ika, 2021).



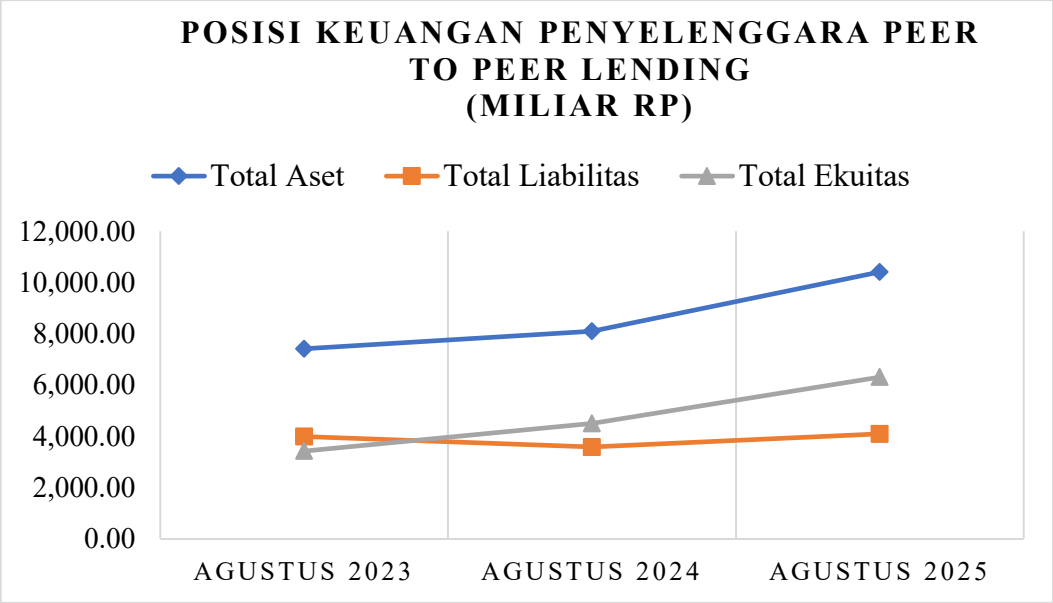
Gambar 1. 1 Jumlah Penyelenggara *Fintech* Tahun 2023-2026

Sumber: Data diolah

Berdasarkan gambar 1.1, grafik menunjukkan bahwa jika dinyatakan dalam persentase, penurunan terjadi bertahap, yaitu sekitar 2% dari 2023 ke 2024, 3% dari 2024 ke 2025, dan 2% dari 2025 ke 2026. Hal ini menunjukkan tren penurunan yang stabil setiap tahunnya. Pencabutan izin penyelenggara *Peer to Peer Lending* oleh OJK utamanya disebabkan oleh pelanggaran aturan tata kelola seperti tidak terpenuhinya modal minimum, kinerja keuangan yang menurun dengan tingginya angka kredit macet atau NPL (*Non Performing Loan*), serta pengembalian izin secara sukarela (Muchlis, 2025). OJK mengambil langkah ini untuk melindungi konsumen dan menjaga integritas industri, seringkali setelah perusahaan gagal untuk memperbaiki operasionalnya (Santia, 2021).

Berdasarkan data Statistik Layanan Pendanaan Bersama Berbasis Teknologi Informasi (LPBBTI) atau *Fintech P2P Lending* yang dirilis OJK, penurunan jumlah

penyelenggara tidak serta-merta menurunkan posisi keuangan industri secara keseluruhan.



Gambar 1. 2 Posisi Keuangan Penyelenggara *Peer to Peer Lending* Tahun 2023-2025

Sumber: Data diolah (2026)

Berdasarkan data pada gambar 1.2, total aset meningkat sekitar 9,17% dari 2023 hingga 2024 dan kemudian naik 28,57% dari 2024 hingga 2025. Total kewajiban menurun sebesar 10,06% dari 2023 hingga 2024 tetapi meningkat 14,24% pada 2025. Sementara itu, total ekuitas menunjukkan peningkatan yang paling signifikan, naik 31,55% dari 2023 hingga 2024 dan 39,98% dari 2024 hingga 2025. Berkurangnya jumlah penyelenggara terutama yang tidak efisien atau tidak berizin berkontribusi langsung pada kinerja positif industri secara keseluruhan (Wikanto, 2026).

Peningkatan kinerja keuangan ini sejalan dengan fenomena berkembangnya *fintech* yang didorong oleh kemajuan teknologi digital, meningkatnya penggunaan

smartphone, serta kebutuhan masyarakat akan akses pinjaman yang lebih cepat dan mudah (Jasman & Susanto, 2025). Perusahaan pinjaman *online* memberikan cara yang mudah dan cepat bagi orang pribadi serta Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah (UMKM) yang kesulitan mendapatkan pinjaman dari bank atau lembaga keuangan biasa. Pengajuan pinjaman online dapat ditolak karena beberapa faktor, seperti riwayat kredit yang buruk, dokumen tidak lengkap atau tidak jelas, serta jumlah pinjaman yang melebihi kemampuan bayar (AFPI, 2026a). Dengan persyaratan yang lebih fleksibel dan proses yang lebih cepat, *P2P lending* memberikan kesempatan bagi masyarakat untuk memperoleh pinjaman yang mereka butuhkan untuk mengembangkan usaha atau memenuhi kebutuhan finansial lainnya (Jasman & Susanto, 2025).

Perkembangan jumlah pengguna *Peer to Peer Lending* memiliki peranan penting dalam industri keuangan, khususnya untuk meningkatkan inklusi keuangan nasional (Larasati et al., 2025). Menurut OJK, faktor yang mendorong pertumbuhan pesat utang *Peer to Peer Lending* di Indonesia adalah karena rendahnya inklusi keuangan di negara ini. Inklusi keuangan merujuk pada situasi di mana masyarakat mengalami keterbatasan atau tidak memiliki akses terhadap produk dan layanan lembaga keuangan resmi seperti bank, asuransi, atau investasi disebabkan oleh faktor geografis, rendahnya literasi keuangan, serta kompleksitas produk (Agbo et al., 2026).

Berdasarkan data jumlah peminjam yang masih aktif di industri *P2P lending*, terjadi kenaikan yang cukup fluktuatif dari bulan Agustus 2023 sampai Agustus 2025.



Gambar 1. 3 Jumlah Penerima Pinjaman Aktif

Sumber : Data Statistik LPBBTI.

Jumlah peminjam yang aktif mengalami peningkatan sekitar 4,83% dari 2023 menuju 2024 dan meningkat signifikan sebesar 26,97% dari 2024 ke 2025, sehingga secara keseluruhan meningkat sekitar 33,15% dalam rentang 2023–2025. Pertumbuhan ini menunjukkan bahwa penggunaan layanan pinjam-memakai secara pesat meningkat di kalangan masyarakat.

Kenaikan jumlah rekening aktif penerima pinjaman mencerminkan tingginya permintaan terhadap layanan *Peer to Peer Lending*, yang kemudian berdampak pada meningkatnya akumulasi utang (Auliani et al., 2025). Angka utang pinjaman *online* yang tinggi dipengaruhi oleh beberapa hal, seperti jumlah penduduk yang padat, akses ke teknologi digital yang luas, dan kurangnya *supply* kredit dari lembaga keuangan resmi (Yonatan, 2025).

Meningkatnya jumlah rekening aktif mengakibatkan jumlah pinjaman juga semakin besar. Semakin besar jumlah pinjaman yang belum dibayar, semakin tinggi pula kemungkinan terjadinya kredit yang bermasalah, jika tidak didampingi dengan pengelolaan risiko yang cukup baik (Benavides-Franco et al., 2023).

Dari beberapa provinsi di Indonesia, ada lima provinsi dengan jumlah utang pinjaman *online* terbesar di tahun 2025. Lima provinsi tersebut dilihat dari total *outstanding* utang, jumlah akun aktif, serta perkiraan tingkat kredit macet.

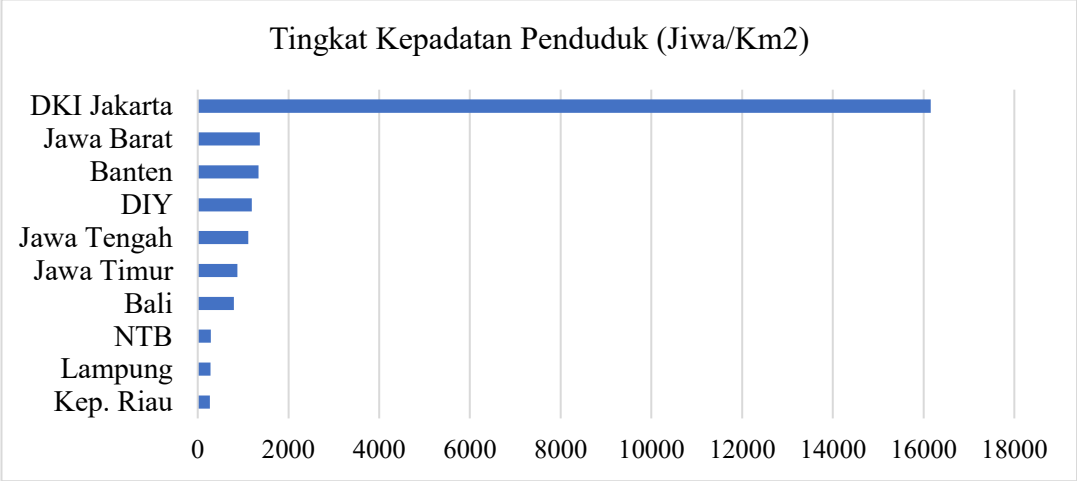
Tabel 1. 1 Lima Besar Provinsi dengan Utang Pinjaman Online Terbesar di Indonesia

Provinsi	Outstanding Utang Pinjol (Rp triliun)	Jumlah Akun Aktif (juta lebih)	Tingkat Kredit Macet
Jawa Barat	± Rp 20,23 triliun	5.023.962	3,38%
DKI Jakarta	± Rp 12,55 triliun	2.489.231	3,21%
Jawa Timur	± Rp 10,02 triliun	2.050.918	2,98%
Jawa Tengah	± Rp 6,70 triliun	1.622.082	2,84%
Banten	± Rp 6,00 triliun	1.321.935	2,74%

Sumber: (Tempo, 2025), Data Statistik LPBBTI (2025)

Berdasarkan data tabel 1.1, Provinsi Jawa Barat berada di urutan teratas baik dalam hal utang yang belum terbayar maupun jumlah rekening yang aktif, diikuti oleh DKI Jakarta dan Jawa Timur. Rasio kredit bermasalah di lima provinsi tersebut cenderung serupa, dengan kisaran antara 2,74% hingga 3,38%, yang menunjukkan bahwa besaran pinjaman cenderung diimbangi dengan peningkatan risiko gagal bayar (Estherina & Gabriela, 2025).

Data proyeksi Badan Pusat Statistik (BPS), lima provinsi dengan utang pinjaman online terbesar di Indonesia tersebut juga masuk dalam kategori 10 Provinsi dengan kepadatan penduduk tertinggi (Kusnandar, 2025).



Gambar 1. 4 Provinsi dengan Kepadatan Penduduk Tertinggi Tahun 2025

Sumber: (Kusnandar, 2025)

Dari sepuluh provinsi dengan kepadatan penduduk tertinggi ini, enam di antaranya berada di Pulau Jawa. Kemudian dua provinsi ada di Sumatra, serta masing-masing satu dari Bali dan Nusa Tenggara. Hal ini menunjukkan bahwa Pulau Jawa masih menjadi kawasan dengan konsentrasi penduduk tertinggi di Indonesia (Kusnandar, 2025).

Jumlah populasi dan tingkat kepadatan penduduk di wilayah Jawa dapat menjadi salah satu faktor yang berkontribusi terhadap meningkatnya risiko gagal bayar dalam layanan *Peer to Peer Lending* (Yonatan, 2025). Penelitian yang dilakukan oleh Hutauruk (2024), menyatakan bahwa kepadatan penduduk yang tinggi menciptakan lingkungan yang kondusif bagi pengembangan infrastruktur keuangan karena memungkinkan penyedia layanan mencapai skala ekonomi yang menguntungkan. Kondisi ini mendorong perluasan layanan melalui pembukaan cabang, pengembangan layanan digital, dan penawaran berbagai produk keuangan (Julaika & Febryanti, 2025).

Layanan *fintech* menawarkan kemudahan akses dan proses yang serba cepat jika dibandingkan dengan lembaga keuangan konvensional (Indriastuti et al., 2025). Kemudahan masyarakat dalam mengakses layanan *fintech* untuk mendapatkan dana tidak menutup kemungkinan akan munculnya risiko gagal bayar yang tinggi (Susanto & Chawa, 2021). Pinjaman daring dengan modal KTP merupakan layanan kredit digital yang dapat diajukan hanya menggunakan identitas e-KTP, dengan seluruh proses dilakukan secara online melalui aplikasi atau situs *fintech* serta penyaluran dana yang umumnya berlangsung cepat, mulai dari beberapa menit hingga maksimal satu hari kerja (Julo, 2024; OJK, 2025a).

Jawa Timur merupakan salah satu provinsi dengan kepadatan penduduk tertinggi di Indonesia. Provinsi ini menduduki posisi keenam dari 10 tingkat kepadatan penduduk tertinggi tahun 2025.



Gambar 1. 5 Persentase Jumlah Penduduk di Jawa Timur Tahun 2025

Sumber : (BPS, 2025)

Berdasarkan gambar 1.5, data yang dipublikasikan oleh BPS (2025), lima wilayah dengan tingkat kepadatan penduduk tertinggi di Provinsi Jawa Timur didominasi oleh Kota Surabaya, Kota Malang, Kabupaten Jember, Kabupaten Sidoarjo dan Kabupaten Banyuwangi. Dominasi wilayah tersebut menunjukkan bahwa konsentrasi penduduk yang tinggi berkorelasi dengan tingginya jumlah pengguna pinjaman *online*, yang pada akhirnya dapat meningkatkan probabilitas terjadinya kredit bermasalah apabila manajemen risiko kredit tidak berjalan secara optimal (Alibhai et al., 2026)

Berdasarkan data LPBBTI (Layanan Pendanaan Bersama Berbasis Teknologi Informasi), pengguna rekening pinjaman online didominasi oleh usia produktif. Sejalan dengan uraian tersebut, tabel di bawah ini menunjukkan distribusi penduduk usia produktif pada wilayah-wilayah dengan kepadatan tinggi di Jawa Timur, yang berpotensi menjadi kelompok utama pengguna layanan pinjaman online.

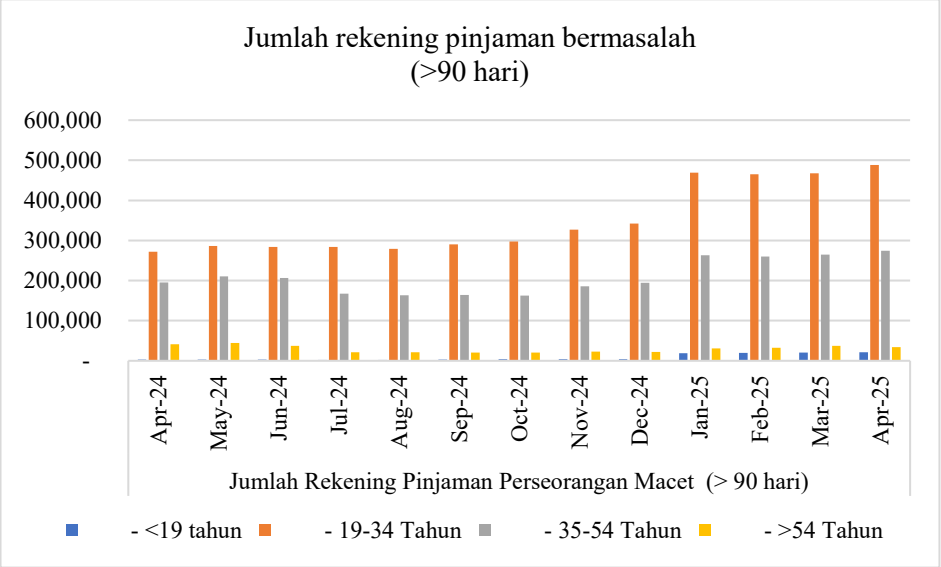
Tabel 1. 2 Jumlah Penduduk Berdasarkan Usia dan Gender

	Usia 19-34		**Usia 35-54**		**Total**
	Laki laki	Perempuan	Laki laki	Perempuan	
Kota Surabaya	345.243	339.293	439.416	451.839	1.575.791
Kota Malang	306.774	289.448	400.144	399.392	1.395.758
Kabupaten Jember	295.723	282.961	370.466	383.852	1.333.002
Kabupaten Sidoarjo	239.773	229.366	299.811	310.258	1.074.046
Kabupaten Banyuwangi	198.689	186.865	257.822	265.147	908.523

Sumber: BPS (2026)

Berdasarkan tabel 1.2, Otoritas Jasa Keuangan (OJK) mencatat peminjam di *fintech Peer to Peer (P2P) Lending* atau pinjaman online didominasi usia 19-34 tahun dan 35-54 tahun. Data tersebut diperoleh dari Statistik Lembaga Pembiayaan

Berbasis Teknologi Informasi (LPBBTI) 2025 (CNN Indonesia, 2025). Gagal bayar pinjol didominasi oleh usia 19–34 tahun dengan rasio kredit macet sebesar 2,09% dari total pinjaman pada kelompok tersebut, diikuti usia 35–54 tahun sebesar 2,13% (CNN Indonesia, 2025).



Gambar 1. 6 Jumlah Rekening Pinjaman Bermasalah (>90hari)

Sumber: Statistik LPBBTI April 2025. Data diolah

Berdasarkan data statistik LPBBTI (2025) pada gambar 1.6, seluruh kelompok usia menunjukkan fluktuasi sepanjang 2024 dan mengalami peningkatan signifikan pada awal 2025. Kelompok usia <19 tahun relatif stabil pada 2024, namun melonjak tajam sekitar dari Desember 2024 ke Januari 2025 dan terus meningkat hingga April 2025. Usia 19–34 tahun sebagai kelompok dominan mengalami kenaikan stabil, dengan lonjakan sekitar 37% pada Januari 2025, kemudian cenderung stabil hingga akhir periode. Sementara itu, usia 35–54 tahun sempat menurun di pertengahan 2024 (sekitar 19%), namun kembali meningkat

sekitar 36% di awal 2025. Adapun kelompok usia >54 tahun mengalami penurunan cukup tajam di pertengahan 2024 (sekitar -52%), sebelum kembali meningkat pada awal 2025 dan sedikit menurun di bulan terakhir.

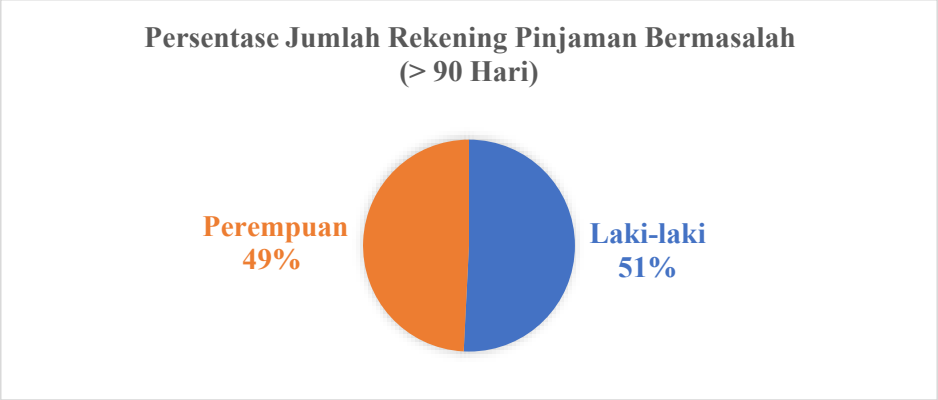
Lonjakan ini terjadi karena kemudahan akses layanan *fintech* serta tuntutan gaya hidup yang semakin dinamis mendorong generasi muda, khususnya usia 19-34 tahun, untuk memanfaatkan pinjaman *online* sebagai sarana memenuhi kebutuhan konsumtif mereka (Oktapriana et al., 2023). Kelompok ekonomi menengah ke bawah rentan terjerat pinjaman *online* karena kebutuhan dana cepat untuk memenuhi kebutuhan hidup, tekanan ekonomi, perilaku konsumtif, serta rendahnya literasi keuangan (Lase et al., 2024).

Meskipun memberikan kemudahan dalam mengakses dana, sektor *P2P lending* juga menghadapi tantangan serius, khususnya dalam hal risiko tidak dapat membayar cicilan. Menurut Sriwati (2020), risiko gagal bayar adalah risiko yang ditemui oleh pemberi pinjaman ketika peminjam tidak mampu membayar pokok atau bunga pinjaman sesuai dengan perjanjian yang telah disepakati. Risiko gagal bayar adalah risiko yang dihadapi oleh pemberi kredit karena adanya kemungkinan debitur tidak mampu membayar angsuran pokok maupun bunga sesuai jadwal yang telah disepakati (Muzakiyah et al., 2024). Gagal bayar merupakan risiko yang timbul akibat ketidakmampuan peminjam dalam memenuhi kewajiban pembayaran pinjaman sesuai dengan perjanjian (Chen et al., 2021). Gagal bayar merujuk pada situasi di mana peminjam tidak bisa membayar cicilan atau utang pokok serta bunganya tepat waktu sesuai dengan kesepakatan yang telah dibuat (Şahin, 2024).

Berdasarkan penelitian Larasati et al., (2025) Tingkat Wan Pretasi 90 atau TWP90 adalah ukuran untuk menilai tingkat kesalahan atau ketidaktepatan dalam menyelesaikan kewajiban yang ada pada perjanjian pinjaman yang telah berlangsung lebih dari 90 hari sejak tanggal jatuh tempo. Faktor-faktor yang berkontribusi terhadap gagal bayar meliputi kemampuan finansial peminjam yang terbatas, kurangnya historial kredit yang memadai, tenor pinjaman yang pendek, dan minimnya edukasi finansial *borrower* dalam mengelola keuangan mereka (Benavides-Franco et al., 2023; Jasman & Susanto, 2025).

Beberapa faktor yang menyebabkan gagal bayar antara lain rasio utang terhadap pendapatan (DTI), rasio *leverage* (utang terhadap ekuitas), suku bunga pinjaman, total pinjaman, dan batas kredit sebagai variabel penting (Çallı & Coşkun, 2021). Usia 19 sampai 34 tahun memberikan kontribusi hingga 48,65% dari semua pinjaman yang bermasalah, sehingga penting untuk memahami faktor-faktor yang memicu risiko ketidakmampuan membayar di kelompok ini (Indraini, 2026).

Sehubungan dengan fenomena tingginya tingkat gagal bayar tersebut, salah satu variabel yang relevan untuk dianalisis adalah karakteristik demografis peminjam (Shen et al., 2022). Gender merupakan salah satu karakteristik demografis yang berpengaruh, mengingat perbedaan perilaku keuangan dan pola pengambilan keputusan antara laki-laki dan perempuan dalam literatur risiko kredit (Li et al., 2020).



Gambar 1. 7 Persentase Jumlah Rekening Penerima Pinjaman Bermasalah Berdasarkan Gender (>90 hari)

Sumber : Statistik LPBBTI (2023-2025).

Berdasarkan data dari LPBBTI pada gambar 1.7, jumlah rekening peminjam yang gagal bayar (lebih dari 90 hari) selama tiga tahun terakhir, didominasi oleh laki-laki sebanyak 857.088 dibandingkan perempuan sebanyak 830.296. Selisih sekitar 26.792 rekening menunjukkan bahwa laki-laki memiliki tingkat keterlibatan yang sedikit lebih tinggi dalam kredit bermasalah. Meskipun perbedaannya tidak terlalu besar, data tersebut menunjukkan bahwa jumlah kredit yang tidak terbayar oleh laki-laki sedikit lebih banyak dibandingkan perempuan.

Berbagai penelitian mengenai pengaruh gender terhadap risiko gagal bayar menunjukkan hasil yang beragam, gender sering kali menjadi faktor penting, terutama saat menganalisis perilaku peminjam di *platform* pinjaman *Peer to Peer (P2P)*. Menurut penelitian Aliano et al., (2023), gender memengaruhi perilaku dalam pinjaman *P2P*, di mana laki-laki cenderung lebih aktif dan berani mengambil risiko, sedangkan perempuan lebih berhati-hati dalam mengelola pinjaman. Acheampong (2025), menyatakan bahwa *default risk* atau risiko gagal bayar pada *P2P lending* dipengaruhi oleh faktor demografis dan karakteristik pinjaman, di

mana gender berpengaruh signifikan dan menunjukkan bahwa perempuan memiliki risiko gagal bayar yang lebih rendah dibandingkan laki-laki. Gender berpengaruh terhadap risiko gagal bayar, di mana perempuan cenderung memiliki tingkat default yang lebih rendah dibandingkan laki-laki, sehingga lebih dipercaya oleh pemberi pinjaman dalam *platform P2P* lending (Shen et al., 2022).

Penelitian di Meksiko menunjukkan bahwa meskipun wanita memiliki tingkat *default* yang lebih rendah, mereka cenderung mengalami *default* lebih cepat dibandingkan dengan pria, yang meningkatkan risiko terkait dengan akurasi waktu pembayaran (Bátiz-zuk & González-holden, 2023). Perspektif pemberi pinjaman, menggabungkan perempuan dengan pendidikan tinggi telah terbukti meningkatkan kemampuan untuk menilai kelayakan pinjaman dan membantu mengurangi risiko gagal bayar (Maulia & Yohanna, 2023).

Hal tersebut tidak konsisten dengan penelitian Fahsaniah et al., (2025) yang menunjukkan bahwa gender tidak berpengaruh signifikan terhadap perilaku dan keputusan finansial, termasuk dalam pengelolaan keuangan pribadi. Hasil penelitian Febrianty et al., (2024) menyatakan bahwa gender tidak berpengaruh konsisten terhadap perilaku keuangan, sehingga bukan faktor utama dalam menentukan risiko gagal bayar. Gender memiliki pengaruh yang kecil terhadap pengambilan keputusan keuangan, dengan faktor lingkungan dan nilai-nilai pribadi memainkan peran yang lebih penting dalam proses tersebut (Waty et al., 2023). Dalam konteks perusahaan, pengaruh keragaman gender terhadap krisis keuangan menunjukkan bahwa keragaman gender tidak secara nyata memengaruhi kondisi krisis keuangan perusahaan (Irghy et al., 2024). Perbedaan ini menunjukkan bahwa

dalam bidang peminjaman *fintech*, faktor gender masih perlu diteliti lebih lanjut untuk memastikan apakah secara statistik memiliki pengaruh yang signifikan terhadap risiko tidak membayar.

Selain gender, faktor yang memengaruhi terjadinya gagal bayar adalah tingginya tingkat suku bunga yang dibebankan kepada debitur. Menurut Twesiime et al., (2024), suku bunga dipahami sebagai alat utama yang digunakan oleh lembaga keuangan untuk mendapatkan keuntungan, namun sekaligus menjadi beban bagi pihak yang meminjam uang. Dalam penelitian Muganyi et al. (2022), suku bunga dianggap sebagai alat harga dalam sistem keuangan yang menunjukkan biaya menggunakan dana serta cara kebijakan moneter berdampak pada kegiatan keuangan. Menurut Christopher, (2025) suku bunga merupakan biaya yang dibayar peminjam sebagai imbalan atas penggunaan dana pinjaman, biasanya dinyatakan dalam persentase dari pokok pinjaman.

Sejalan dengan perkembangan industri *Peer to Peer Lending*, kebijakan penetapan batas maksimum suku bunga oleh Otoritas Jasa Keuangan menunjukkan adanya penyesuaian regulatif yang signifikan dalam periode 2024–2026.

Tabel 1. 3 Batas Bunga Pinjaman Online Perhari

Kategori	Batas Bunga Harian		
	2024	2025	2026
Konsumtif	0,3%	0,2%	0,1%
Produktif	0,1%	0,1%	0,07%

Sumber: (Pratama, 2024)

Sejak diberlakukannya SEOJK Nomor 19/SEOJK.06/2023, suku bunga maksimum untuk pinjaman konsumtif ditetapkan sebesar 0,3% per hari pada tahun

2024, kemudian turun menjadi 0,2% per hari pada tahun 2025, dan selanjutnya sebesar 0,1% per hari pada tahun 2026, sedangkan untuk pinjaman produktif suku bunga maksimum ditetapkan sebesar 0,1% per hari pada 2024–2025 dan 0,067% per hari pada 2026 (Pratama, 2024).

Dalam siaran OJK, Agusman menjelaskan bahwa pengaturan batas maksimum manfaat ekonomi (suku bunga) diperlukan untuk melindungi masyarakat dari bunga tinggi sekaligus menjaga integritas industri LPBBTI (OJK, 2025b). Kenaikan suku bunga meningkatkan beban pembayaran sehingga berpengaruh positif terhadap risiko gagal bayar (Christopher, 2025). Tingkat suku bunga memiliki pengaruh besar terhadap kemampuan peminjam dalam melunasi kredit, di mana kenaikan suku bunga dapat meningkatkan kesulitan nasabah dalam memenuhi kewajiban pembayaran pinjamannya (Astuti et al., 2022).

Penelitian Christopher (2025) dan Astuti et al. (2022) secara konsisten menunjukkan bahwa suku bunga adalah indikator utama yang berhubungan langsung dengan kemungkinan gagal bayar di *platform P2P lending*. Penetapan suku bunga tinggi pada pinjaman terbukti secara signifikan meningkatkan risiko debitor gagal memenuhi kewajiban finansialnya (Anh et al., 2021). Temuan ini diperkuat oleh bukti bahwa suku bunga pada tingkat negara berpengaruh terhadap risiko gagal bayar, terutama pada fase awal setelah penerbitan pinjaman (Nigmonov et al., 2024). Integrasi suku bunga dengan faktor makroekonomi juga menegaskan bahwa penurunan kondisi keuangan disertai kewajiban bunga yang tinggi akan secara otomatis meningkatkan peluang peminjam tidak dapat membayar (Avgeri & Psillaki, 2023)

Sebaliknya, sejumlah penelitian menunjukkan hasil yang tidak konsisten, di mana suku bunga tidak selalu menjadi indikator tunggal yang paling berpengaruh dalam menentukan status pinjaman. Hasil penelitian di *platform* Bondora menunjukkan bahwa suku bunga tidak selalu lebih efektif dibandingkan sistem peringkat internal dalam menjelaskan realitas gagal bayar yang terjadi di lapangan (Snakkers, 2021). Relevansi faktor suku bunga juga dapat bervariasi atau bahkan menurun saat menghadapi masa krisis, di mana faktor eksternal lebih mempengaruhi perilaku peminjam dibandingkan beban bunga itu sendiri (Rau & Shuaib, 2022). Di samping itu, terdapat variasi besar di mana kekuatan prediktor suku bunga bervariasi secara signifikan bergantung pada karakteristik peminjam (Pas, 2025). Temuan ini menunjukkan bahwa faktor-faktor lain seperti durasi pinjaman (tenor) dan riwayat kredit sering kali menjadi elemen yang lebih penting dalam penentuan risiko dibandingkan hanya tingkat suku bunga (Monje et al., 2025).

Selain faktor suku bunga, periode pinjaman atau tenor adalah variabel paling penting dalam menentukan kemungkinan gagal bayar. Menurut Anwar et al. (2023), tenor pinjaman adalah lamanya nasabah dalam mengembalikan uang pinjaman atau pembiayaannya. Tenor adalah masa waktu yang diberikan kepada peminjam untuk melunasi uang pinjaman beserta cicilan bunganya, biasanya dihitung dalam hari atau bulan (Johnston, 2020).

Tenor dalam pinjaman *P2P lending* merujuk pada jangka waktu pembayaran pinjaman yang disepakati, biasanya berkisar dari 15 hari hingga 12 bulan, tergantung kebijakan *platform* seperti Amartha yang menerapkan jangka

waktu 50 minggu (Amartha, 2023). Bagi peminjam, tenor fleksibel dapat meringankan cicilan bulanan, namun tenor yang lebih panjang meningkatkan total bunga sehingga lebih sesuai untuk kebutuhan jangka pendek (IdScore, 2026). Bagi *lender*, tenor singkat (14–365 hari) memberikan imbal hasil cepat hingga 15% per tahun, meskipun tetap terdapat risiko gagal bayar dan dana terikat hingga jatuh tempo (OCBC, 2023). Tenor pinjaman yang relatif singkat dapat menyebabkan besarnya angsuran per periode, yang pada akhirnya meningkatkan risiko keterlambatan maupun ketidakmampuan dalam memenuhi kewajiban pembayaran (Astuti et al., 2022).

Sebagian besar literatur mengindikasikan tenor pinjaman panjang terbukti memiliki risiko gagal bayar lebih tinggi dibandingkan tenor yang pendek (Aleksandrova, 2021). Temuan ini didasarkan pada fakta bahwa setiap penambahan satu tahun pada jatuh tempo meningkatkan kemungkinan terjadinya *default* (Pas, 2025). Semakin lama jangka waktu pelunasan, semakin besar peluang terjadinya peristiwa tidak terduga yang dapat mengganggu kemampuan finansial peminjam (Monje et al., 2025). Pemendekan durasi pinjaman secara efektif dapat mengurangi kemungkinan gagal bayar (Avgeri & Psillaki, 2023; Xu, 2025) Dampak dari tenor terhadap risiko tersebut terbukti konsisten di berbagai negara dan *platform*, di mana tenor yang lebih lama secara otomatis meningkatkan tingkat klasifikasi risiko dari rendah ke tinggi (Aliano et al., 2023; Lee, 2020; Monje et al., 2025).

Meskipun dominan positif, terdapat inkonsistensi signifikan dalam literatur terkait pengaruh tenor pinjaman terhadap *default risk.* Beberapa penelitian mengungkapkan bahwa pengaruh tenor terhadap risiko gagal bayar dapat bersifat

variatif, bergantung pada jenis *platform* atau kondisi ekonomi tertentu. Dalam penelitiannya, Vu (2025) menemukan bahwa pengaruh tenor di *platform* Zopa terhadap *default* dianggap sangat kecil atau hampir tidak berarti meskipun signifikan dibandingkan dengan *platform* lainnya. Penelitian (Rau & Shuaib, 2022) menyampaikan fenomena khusus selama masa pandemi COVID-19, di mana tenor pendek justru lebih sulit diprediksi dan lebih rentan terhadap gangguan penghasilan, sedangkan tenor panjang cenderung lebih stabil dan tidak terlalu berpengaruh.

Selain itu, pada beberapa model regresi logistik final, variabel tenor bahkan tidak muncul dalam daftar variabel akhir yang dipertahankan karena dianggap kalah dominan dibandingkan variabel lain seperti rasio utang dan jumlah pemulihan kredit (Sifrain, 2023). Tenor tidak menjadi prediktor utama pada *platform* Mintos, melainkan diposisikan sebagai variabel kontrol dalam memprediksi risiko gagal bayar (Nigmonov et al., 2024). Penggunaan tenor pendek sering kali lebih berfungsi sebagai sinyal kualitas untuk mengurangi masalah informasi asimetris daripada sekadar indikator durasi pembayaran (Snakkers, 2021).

Selain faktor gender, suku bunga, dan tenor pinjaman, terdapat faktor lain yang juga berperan penting dalam memengaruhi risiko gagal bayar, yaitu jumlah pinjaman. Jumlah pinjaman atau limit pinjaman merupakan besarnya dana yang diterima peminjam, di mana semakin besar jumlah pinjaman maka semakin tinggi kemungkinan terjadinya *default* (Acheampong & Nyarko, 2025).

Menurut Johnston (2020) nilai pinjaman atau limit adalah jumlah uang yang ditawarkan atau dipinjam oleh nasabah dalam satu perjanjian kredit, yang menjadi

dasar untuk menghitung kewajiban pembayaran kembali. Dalam penelitian tersebut, besarnya pinjaman dianggap sebagai variabel yang diubah-ubah (variabel perlakuan) untuk menguji dampaknya terhadap keputusan seseorang mengambil pinjaman dan tingkat keberhasilan dalam mengembalikan pinjaman. Menurut Yusuf et al. (2025) limit pinjaman adalah batas atau jumlah maksimum yang ditetapkan oleh bank untuk mengendalikan jumlah pinjaman yang bisa diberikan kepada seorang nasabah atau kelompok nasabah. Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Nurjanah (2023), jumlah pinjaman adalah besarnya uang yang diterima oleh peminjam saat mengajukan pembiayaan.

Limit pinjaman adalah batas maksimal dana yang dapat dipinjam oleh seseorang dari lembaga keuangan non bank, bank atau perusahaan pembiayaan lainnya (Twesiime et al., 2024). Batasan maksimal ini ditentukan berdasarkan berbagai faktor seperti pendapatan, riwayat kredit, serta jumlah aset yang dimiliki oleh individu (Digibank, 2023). Limit kredit akan dijadikan sebagai acuan besarnya risiko yang akan ditanggung oleh sebuah lembaga keuangan. Salah satu contohnya adalah risiko terburuk seperti kredit macet serta gagal bayar yang bisa dialami siapa saja (Digibank, 2023).

Dalam artikel Kontan (2026), limit pinjaman di *P2P lending* Indonesia diatur ketat oleh OJK melalui POJK No. 40/2024, dengan batas maksimal Rp 2 miliar per peminjam untuk pinjaman konsumtif dan non-produktif, sementara pembiayaan produktif seperti UMKM bisa mencapai Rp 5 miliar per pinjaman jika *platform* memenuhi syarat seperti tingkat kredit macet di bawah 5%. Bagi *borrower* individu, limit aktual bervariasi antar *platform* mulai dari Rp 3 juta hingga Rp 20

juta, tergantung profil kredit, penghasilan, dan riwayat pembayaran sebelumnya, dengan ketentuan rasio pinjaman terhadap pendapatan maksimal 40% pada 2025 yang akan turun menjadi 30% di 2026 (Kontan, 2025). Faktor penentu limit meliputi kelengkapan dokumen seperti KTP dan slip gaji, serta kemampuan bayar untuk menghindari *overlimit*, di mana peminjam dapat mengajukan pinjaman ulang setelah melunasi sebelumnya tanpa melebihi batas regulasi (AFPI, 2026a).

Beberapa penelitian menunjukkan bahwa limit pinjaman memiliki dampak langsung dan signifikan terhadap peningkatan risiko gagal bayar (Lee, 2020). Para peneliti menemukan bahwa untuk setiap kenaikan tingkat limit pinjaman, kemungkinan peminjam gagal bayar juga meningkat (Pas, 2025). Dalam beberapa penelitian model prediksi, variabel limit pinjaman secara konsisten muncul sebagai salah satu dari lima faktor terpenting yang menyebabkan gagal bayar pinjaman (Aleksandrova, 2021; Sifrain, 2023). Hal ini diperkuat oleh fakta bahwa pinjaman dalam jumlah besar mengakibatkan beban pembayaran yang lebih berat, sehingga meningkatkan risiko keuangan bagi peminjam (Nigmonov et al., 2024). Di berbagai pasar internasional, besarnya batas kredit yang diberikan telah terbukti menjadi indikator kuat bahwa risiko gagal bayar meningkat seiring dengan meningkatnya jumlah utang (Lee, 2020).

Adapun beberapa literatur yang menunjukkan inkonsistensi terkait pengaruh limit pinjaman terhadap *default risk*. Penelitian yang dilakukan oleh Vu (2023), menemukan hasil yang berbeda, dimana limit pinjaman yang lebih besar dinilai dapat mengurangi risiko gagal bayar pada *platform Lending Works* karena meningkatkan waktu bertahan. Tingkat pengaruh yang dimiliki limit pinjaman

terhadap risiko gagal bayar cenderung lebih rendah dibandingkan dengan faktor-faktor lain (Avgeri & Psillaki, 2023). Penelitian yang dilakukan Serrano-Cinca menyoroti dalam penelitian mereka sebelumnya, bahwa besaran pinjaman tidak memainkan peran yang signifikan dalam menjelaskan risiko gagal bayar jika dibandingkan dengan faktor-faktor seperti jumlah utang yang dimiliki dan peringkat *platform* (Pas, 2025).

Persaingan *platform P2P lending* di Indonesia semakin ketat, ditandai dengan penawaran bunga yang kompetitif, tenor pinjaman yang fleksibel, serta variasi jumlah pinjaman sesuai tingkat risiko dan ketentuan OJK (Saputra & Handoyo, 2026). Kegagalan manajemen risiko adalah lemahnya sistem penilaian kredit *(credit scoring),* di mana *platform* pinjaman daring sering memberikan pinjaman tanpa evaluasi yang menyeluruh sehingga meningkatkan risiko default akibat tidak optimalnya analisis kemampuan finansial peminjam (Apriyani et al., 2026).

Dari banyaknya *platform* yang terdaftar di OJK, ada lima *platform* pinjaman *online* terbesar dan populer yang terdaftar serta diawasi oleh Otoritas Jasa Keuangan, yaitu Kredit Pintar, Akulaku, Kredivo, Indodana, dan JULO (Ismail, 2026). Namun data bunga, limit, dan tenor di atas merupakan informasi umum berdasarkan publikasi masing-masing *platform* per Januari 2026 dan dapat berubah sewaktu-waktu sesuai kebijakan penyelenggara.

Tabel 1. 4 Perbandingan Suku Bunga, Limit dan Tenor Pinjaman di 5 *Platform*

Platform	Bunga	Limit Pinjaman	Tenor
Kredit Pintar	Mulai 0,83%/ bulan	20.000.000	3-12 bulan
Akulaku	Mulai 0,13%/ hari	30.000.000	3-12 bulan
Kredivo	Mulai 0%/ bulan	50.000.000	1-12 bulan
Indodana	Mulai 3%/ bulan	30.000.000	3-12 bulan
Julo	Mulai 0,1%/ hari	50.000.000	3-9 bulan

Sumber: (Ismail, 2026)

Kompetisi di antara *platform* pinjaman *P2P* memiliki dampak yang baik dan buruk secara bersamaan. Penelitian Caragea et al., (2024) menyatakan bahwa meningkatnya persaingan antar *platform* membuat pasar lebih efisien melalui penurunan bunga dan kemudahan akses pinjaman, namun juga berpotensi memicu *race to the bottom* atau persaingan tidak sehat akibat penurunan standar pemeriksaan kredit demi memenangkan persaingan. Namun, dalam jangka panjang, pasar akan melakukan pemilihan ulang terhadap *platform* yang tidak berkelanjutan (Gao et al., 2021).

Selain faktor karakteristik pinjaman, data riwayat kredit dari peminjam juga menjadi faktor penting dalam menilai kelayakan kredit. Riwayat kredit merupakan catatan nyata mengenai perilaku pembayaran utang individu dalam jangka waktu tertentu, mencakup informasi mengenai pinjaman yang pernah diambil, total kredit, durasi, serta keterlambatan atau kredit yang bermasalah (Kovrijnykh et al., 2023). Riwayat kredit adalah catatan pinjaman yang mencakup data identitas, pembayaran, dan kolektibilitas debitur di lembaga keuangan, baik bank maupun *fintech* (AFPI, 2026b).

Data historis peminjam seperti riwayat kredit digunakan untuk menilai kelayakan peminjam baru (Muñoz-Cancino et al., 2022). Riwayat kredit, khususnya

keterlambatan pembayaran (*delinquency*), merupakan prediktor utama risiko gagal bayar dengan peningkatan risiko hingga 3–5 kali lipat (Çallı & Coşkun, 2021). Penelitian oleh Şahin (2024), menemukan bahwa tingkat utilisasi kredit yang tinggi dan riwayat keterlambatan pembayaran lebih dari 90 hari berpengaruh signifikan dalam meningkatkan risiko gagal bayar 2 hingga 3 kali lipat. Di samping itu, peminjam yang memiliki riwayat dengan beban pinjaman dan rasio utang yang tinggi juga menjadi faktor keterkaitan paling kuat dalam memicu terjadinya default (Sifrain, 2023).

Riwayat kredit atau catatan pembayaran sebelumnya adalah prediktor terkuat dari *default* pembayaran di masa mendatang. *Borrower* dengan riwayat pembayaran yang buruk akan meningkatkan risiko pinjaman yang bermasalah bagi lembaga keuangan (Lastmi & Rahyuda, 2025). Analisis perilaku pembayaran telah terbukti menawarkan akurasi yang lebih besar jika dibandingkan dengan mengandalkan rasio keuangan konvensional (Bennett et al., 2026). Dalam industri perbankan, konsistensi *borrower* dalam menyelesaikan utang sebelumnya merupakan faktor penting untuk memastikan stabilitas, terutama di masa ekonomi yang menantang (Şahin, 2024). Aspek perilaku ini terbukti secara signifikan lebih dapat diandalkan sebagai instrumen prediktif dibandingkan dengan informasi demografis seperti usia atau lokasi rumah (Çallı & Coşkun, 2021)

Dalam industri *Fintech P2P Lending*, sejarah kredit berfungsi untuk mengurangi masalah ketidakpastian informasi antara peminjam dan *platform* pinjaman. Data ekstensif atau *big data* tentang kebiasaan pembayaran sebelumnya secara signifikan mempengaruhi suku bunga dan batas kredit yang tersedia untuk

peminjam (Yusgiantoro et al., 2021). Bagi individu yang tidak memiliki riwayat kredit formal, *platform* dapat memanfaatkan informasi interaksi sosial sebagai alternatif untuk menilai kelayakan kredit (Muñoz-Cancino et al., 2022) . Selain itu, sistem manajemen risiko modern saat ini dapat melacak frekuensi di mana pelanggan telah menggunakan batas kredit mereka sebelumnya untuk mengidentifikasi kemungkinan *default* awal (Siering, 2023).

Pentingnya riwayat kredit ini sangat dipengaruhi oleh penilaian risiko awal peminjam. Untuk kelompok pelanggan berisiko rendah, riwayat kredit bertindak sebagai indikator disiplin yang dapat diandalkan, tetapi pengaruhnya dapat berkurang dalam kelompok pelanggan berisiko tinggi (Rodrigues, 2020). Untuk peminjam baru, keberhasilan mendapatkan kredit dari sumber lain dapat menjadi indikator yang menguntungkan yang meningkatkan kepercayaan pemberi pinjaman (Kovrijnykh et al., 2023). Penekanan utama dalam manajemen risiko adalah menganalisis pola pemanfaatan kredit pelanggan dibandingkan hanya mempertimbangkan jumlah pendapatan peminjam (Bennett et al., 2026; Siering, 2023).

Riwayat kredit secara konsisten dinilai sebagai salah satu indikator terkuat ketika menilai risiko *default*, karena analisis sistematis menunjukkan bahwa variabel ini telah ditemukan signifikan dalam beberapa penelitian yang ditinjau (Çallı & Coşkun, 2021). Sejarah masa lalu dari utang yang belum dibayar secara langsung memperpendek periode pinjaman dan meningkatkan kemungkinan *default* di masa depan. Sedangkan peminjam berulang dengan riwayat transaksi yang baik cenderung memiliki durasi pinjaman yang lebih lama dan risiko yang

lebih rendah dibandingkan dengan peminjam baru (Vu, 2023). Menggunakan data riwayat pembayaran, seperti seberapa sering penundaan terjadi, telah terbukti sangat meningkatkan akurasi prediksi dibandingkan dengan hanya mengandalkan rasio keuangan statis (Bennett et al., 2026). Model evaluasi kinerja kredit juga menunjukkan peningkatan yang signifikan selama enam bulan pertama karena lebih banyak data perilaku pembayaran pelanggan dikumpulkan, dan akhirnya mencapai keadaan stabil (Muñoz-Cancino et al., 2022). Di Indonesia, kualitas kredit sebelumnya telah terbukti memiliki dampak yang signifikan terhadap lamanya pembayaran tertunda untuk pinjaman saat ini (OJK, 2025b).

Sejarah kredit dapat menjadi tidak signifikan atau tidak konsisten dalam kondisi tertentu, seperti waktu pandemi COVID-19, di mana variabel sejarah kredit tampaknya kehilangan signifikansi dalam membedakan antara pinjaman yang gagal dan tidak gagal bayar (Anh et al., 2021). Pada tingkat kelembagaan sektor perbankan, risiko kredit yang diukur oleh *Non-Performing Loans (NPL)* tidak memiliki dampak besar pada kesulitan keuangan bank, karena efektivitas sistem mitigasi risiko dan peraturan ketat yang telah diterapkan (Lastmi & Rahyuda, 2025). Di sisi lain, mengambil pinjaman baru untuk membangun reputasi kredit benar-benar dapat meningkatkan risiko gagal bayar dalam waktu dekat karena efek dilusi utang atau menambah hutang baru (Kovrijnykh et al., 2023). Selain itu, perbedaan dalam karakteristik peminjam membuat faktor-faktor seperti riwayat kredit atau peringkat kredit kurang penting dalam segmen tinggi tertentu (Pas, 2025).

Untuk mengukur dari beberapa variabel diatas, banyak metode yang digunakan, salah satunya yaitu dengan pendekatan berbasis *machine learning*. Dalam beberapa tahun terakhir, pendekatan berbasis data melalui *machine learning* semakin relevan digunakan dalam memprediksi dan klasifikasi secara otomatis (Rafika et al., 2025). *Machine learning* (ML) atau pembelajaran mesin merupakan salah satu bidang dari kecerdasan buatan *(Artificial Intelligence / AI)* yang berfokus pada penciptaan algoritma dan model yang memungkinkan komputer belajar dari data dan meningkatkan kinerjanya seiring dengan meningkatnya pengalaman, tanpa harus diprogram dengan jelas untuk setiap tugas (Arifuddin et al. (2024); Monje et al. (2025).

Algoritma ini berfungsi untuk mendukung proses pengambilan keputusan atau membuat prediksi berdasarkan data yang disediakan sebagai input (Mbete et al., 2025). Teknologi pembelajaran mesin mampu meningkatkan pengambilan keputusan di hampir semua sektor, mulai dari kesehatan, manajemen sumber daya manusia, hingga sektor keuangan, serta dalam beragam aplikasi, seperti penglihatan komputer, model bahasa besar (LLM), pengenalan suara, kendaraan otonom, dan masih banyak lagi (Bergmann, 2026).

Dalam penelitian Xu et al. (2021), menjelaskan pada tahap awal, data peminjam dianalisis dan diproses menggunakan program *machine learning*, kemudian dilakukan pemilihan fitur dengan metode *algoritma*, dilanjutkan dengan pembagian data, pembangunan model pelatihan, serta penerapan model untuk melakukan prediksi. Pada tahap akhir, kinerja model dievaluasi menggunakan berbagai metrik seperti *accuracy*, *precision*, dan *recall* untuk menilai performa

prediksi, serta dapat digunakan untuk menilai kelayakan kredit individu peminjam (Nayebirad et al., 2025; Xu et al., 2021).

Pembelajaran terawasi atau *supervised learning* merupakan salah satu tipe *machine learning* untuk klasifikasi biner yang sering diterapkan dalam prediksi risiko gagal bayar pinjaman, dengan mengelompokkan data ke dalam dua kategori yaitu gagal atau berhasil bayar berdasarkan data yang sudah diberi label (Robinson & Sindhwani, 2024). Salah satu bentuk pembelajaran terawasi yaitu *Decision Tree.*

Decision Tree atau pohon keputusan merupakan algoritma terawasi yang secara berulang membagi data menjadi subset berdasarkan karakteristiknya hingga kriteria penghentian tercapai (Nkambule et al., 2024). *Decision Tree* yaitu metode pengklasifikasian yang berbasis struktur pohon keputusan yang mudah dipahami dan digunakan (Arnita, 2025). Algoritma *Decision Tree* adalah salah satu metode dalam *machine learning* yang digunakan untuk mengklasifikasikan data dengan membaginya ke dalam cabang-cabang keputusan (Joseph, 2024; Xu et al., 2021). Keunggulan utama *Decision Tree* terletak pada kemampuannya menghasilkan model yang mudah dipahami, karena setiap prediksi dapat dijelaskan secara sederhana melalui aturan "jika–maka" (Joseph, 2024; Yusuf & Sestri, 2020).

Beberapa algoritma populer untuk membangun *Decision Tree* regresi dan klasifikasi adalah *ID3, C4.5, CART (Classification and Regression Trees),* dan *C5.0* (Arifuddin et al., 2024). Algoritma *C4.5* merupakan salah satu bentuk algoritma yang banyak digunakan oleh beberapa peneliti untuk memprediksi suatu resiko kredit (Mbete et al., 2025; D. Yusuf & Sestri, 2020). Algoritma *C4.5* merupakan

pengembangan dari algoritma *ID3* yang memiliki beberapa perubahan dan peningkatan lebih efektif dalam menangani masalah yang lebih kompleks (Nazifah & Prianto, 2023). Algoritma *C4.5* atau pohon keputusan mirip sebuah pohon dimana terdapat *node internal* (bukan daun) yang mendeskripsikan atribut-atribut, setiap cabang menggambarkan hasil dari atribut yang diuji, dan setiap daun menggambarkan kelas (Saburina et al., 2024)

Komponen inti dari *Decision Tree* ini yaitu *root node* sebagai titik awal yang mewakili seluruh dataset, *decision node* yaitu *node internal* di mana data dibagi berdasarkan nilai fitur, *branches* atau cabang sebagai jalur dari satu node ke yang lain, dan *leaf nodes* yang berisi prediksi atau keputusan akhir (Joseph, 2024). Setiap simpul (*node*) menggambarkan suatu kondisi, sedangkan daun (*leaf*) menunjukkan hasil keputusan atau prediksi akhir (Sifrain, 2023). Proses pembentukan model dilakukan dengan memilih variabel yang paling informatif menggunakan ukuran seperti Gini *Index* atau *Entropy* (Nkambule et al., 2024).

Namun, masih terdapat keterbatasan penelitian yang menguji secara simultan pengaruh gender, bunga, tenor, dan limit kredit dalam konteks *platform Peer to Peer Lending* di Indonesia, khususnya menggunakan pendekatan *machine learning* berbasis data pengguna pada wilayah spesifik seperti Jawa Timur. Dengan demikian, terdapat celah penelitian pada prediksi faktor yang mempengaruhi risiko gagal bayar pada *platform P2P lending*.

Kebaruan penelitian ini terletak pada penggunaan metode *Decision Tree* sebagai pendekatan *machine learning* untuk mengidentifikasi pola risiko gagal

bayar berdasarkan kombinasi gender, bunga, tenor, limit, dan riwayat kredit di wilayah Jawa Timur. *Decision Tree* algoritma *C4.5* mampu menangkap hubungan *non-linear* dan menghasilkan aturan klasifikasi yang lebih mudah diinterpretasikan dalam konteks kebijakan risiko. Menurut Nayebirad et al. (2025), *machine learning* berbeda dari metode statistik seperti regresi logistik karena mampu mengenali pola data secara otomatis untuk meningkatkan akurasi prediksi, tanpa bergantung pada instruksi yang telah diprogram maupun fokus pada pengujian hipotesis.

Urgensi penelitian ini didasarkan pada meningkatnya jumlah pinjaman bermasalah di Indonesia serta dominasi kelompok usia produktif dalam kredit macet sebagaimana ditunjukkan dalam data OJK. Secara teoretis, peningkatan persaingan *platform* dapat mendorong pelonggaran *screening* dan ekspansi kredit yang berisiko. Oleh karena itu, diperlukan model prediksi yang lebih adaptif dan akurat seperti *Decision Tree* untuk mendukung *early warning system* bagi regulator maupun *platform* dalam memitigasi risiko gagal bayar secara lebih efektif (Nayebirad et al., 2025). Berdasarkan latar belakang yang sudah dijelaskan diatas, peneliti memiliki ketertarikan untuk mengambil judul ”**IMPLEMENTASI *DECISION TREE* FAKTOR YANG MEMPENGARUHI RISIKO GAGAL BAYAR PADA *PLATFORM P2P LENDING* DI JAWA TIMUR”**

B. Batasan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, peneliti memilki beberapa batasan masalah yaitu sebagai berikut :

1. Penelitian ini dibatasi pada analisis risiko gagal bayar pengguna konsumtif *P2P lending* yang terdaftar dan diawasi oleh Otoritas Jasa Keuangan.
2. Lokasi penelitian dibatasi pada lima wilayah di Jawa Timur yaitu Kota Surabaya, Kota Malang, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Jember, dan Kabupaten Banyuwangi dengan responden adalah pengguna aktif *P2P lending*.
3. Variabel yang dianalisis meliputi gender, suku bunga, tenor pinjaman, limit pinjaman serta riwayat kredit.
4. Metode analisis yang digunakan adalah *machine learning Decision Tree Algoritma C4.5*.

C. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang dan celah penelitian, maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Apakah gender peminjam berpengaruh terhadap risiko gagal bayar pengguna *P2P lending*?
2. Apakah suku bunga berpengaruh terhadap risiko gagal bayar pengguna *P2P lending*?
3. Apakah tenor pinjaman berpengaruh terhadap risiko gagal bayar pengguna *P2P lending*?
4. Apakah limit pinjaman berpengaruh terhadap risiko gagal bayar pengguna *P2P lending*?

5. Apakah riwayat kredit berpengaruh terhadap risiko gagal bayar pengguna *P2P lending*?

D. Tujuan Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk menguji faktor faktor penyebab risiko risiko gagal bayar pengguna *P2P lending*. Untuk lebih jelasnya, berdasarkan rumusan masalah diatas, tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Untuk mengetahui pengaruh gender terhadap risiko gagal bayar pengguna *P2P lending*
2. Untuk mengetahui pengaruh suku bunga terhadap risiko gagal bayar pengguna *P2P lending*
3. Untuk mengetahui pengaruh tenor pinjaman terhadap risiko gagal bayar pengguna *P2P lending*
4. Untuk mengetahui pengaruh limit pinjaman terhadap risiko gagal bayar pengguna *P2P lending*
5. Untuk mengetahui pengaruh riwayat kredit terhadap risiko gagal bayar pengguna *P2P lending*

E. Kegunaan Penelitian

a. Kegunaan Teoretis

Penelitian ini diharapkan dapat memperkaya literatur mengenai manajemen risiko kredit pada industri *fintech*, khususnya dengan pendekatan *machine learning* dalam konteks Indonesia.

b. Kegunaan Praktis

1. Bagi *Platform P2P lending*: Sebagai dasar evaluasi kebijakan bunga, tenor, dan limit kredit dalam mengendalikan *default*.
2. Bagi Masyarakat: Meningkatkan kesadaran terhadap faktor-faktor yang memengaruhi risiko gagal bayar.
3. Bagi Akademisi: Menjadi referensi penelitian lanjutan terkait *credit risk* modeling berbasis *machine learning*.