

Teknologi Cerdas untuk Prediksi Risiko Keuangan: Tinjauan Kritis terhadap Penerapan Machine Learning

Intelligent Technologies for Financial Risk Prediction: A Critical Review of Machine Learning Applications

Duwi Purnama Sidik ^{*1}, Randhi Nanang Darmawan², Agus Prakoso Wibowo³

¹ Universitas Brawijaya, Indonesia

^{2, 3} Politeknik Negeri Banyuwangi, Indonesia

Correspondence e-mail author: duwi763@gmail.com

Received: 18-08-2026

Accepted: 19-09-2026

Published: 22-09-2026

Abstrak

Transformasi digital telah meningkatkan kompleksitas risiko keuangan sekaligus menghasilkan volume dan keragaman data yang semakin besar, sehingga pendekatan prediksi berbasis metode konvensional menghadapi keterbatasan dalam menangkap pola risiko yang dinamis dan nonlinier. *Machine learning* (ML) menawarkan kapasitas analitik untuk mengidentifikasi pola, mengklasifikasikan risiko, dan menghasilkan prediksi secara lebih adaptif. Artikel ini bertujuan melakukan tinjauan kritis terhadap penerapan ML sebagai teknologi cerdas dalam prediksi risiko keuangan dengan menganalisis domain penerapan, pendekatan algoritmik, manfaat prediktif, serta keterbatasan terkait kualitas data, bias, generalisasi, interpretabilitas, keamanan, dan tata kelola. Kajian dilakukan melalui *literature review* terhadap publikasi tahun 2020–2026 yang diperoleh dari beberapa basis data akademik dan dianalisis secara tematik berdasarkan fokus, pendekatan, serta kontribusi penelitian. Hasil sintesis menunjukkan bahwa ML memiliki keunggulan dalam menangani data kompleks dan mendukung prediksi risiko kredit, *financial distress*, kebangkrutan, serta risiko pada ekosistem keuangan digital. Namun, keunggulan prediktif tidak secara otomatis menjamin reliabilitas model karena dipengaruhi kualitas data, *data drift*, bias, keterbatasan interpretabilitas, keamanan informasi, dan tata kelola. Kajian ini menegaskan perlunya evaluasi ML yang mengintegrasikan performa prediktif, *robustness*, interpretabilitas, keamanan, dan akuntabilitas sebagai dasar penerapan yang bertanggung jawab.

Kata Kunci: Machine Learning; Risiko Keuangan; Analitik Prediktif; Interpretabilitas Model; Artificial Intelligence

Digital transformation has increased the complexity of financial risks while generating growing volumes and varieties of data, limiting the ability of conventional predictive approaches to capture dynamic and nonlinear risk patterns. Machine learning (ML) offers enhanced analytical capabilities for identifying patterns, classifying risks, and generating adaptive predictions. This article aims to critically review the application of ML as an intelligent technology for financial risk prediction by examining application domains, algorithmic approaches, predictive benefits, and limitations related to data quality, bias, generalizability, interpretability, security, and governance. A literature review was conducted on publications from 2020 to 2026 retrieved from multiple academic databases and thematically analyzed according to research focus, methodological approaches, and key contributions. The synthesis indicates that ML demonstrates substantial potential for processing complex data and supporting the prediction of credit risk, financial distress, corporate bankruptcy, and risks within digital financial ecosystems. However, predictive performance does not inherently guarantee model reliability, as outcomes remain sensitive to data quality, data drift, bias, limited interpretability, information security, and governance mechanisms. The review highlights the need for ML evaluation frameworks that integrate predictive performance, robustness, interpretability, security, and accountability to support reliable and responsible implementation in financial risk management.

Keywords: Machine Learning; Financial Risk; Predictive Analytics; Model Interpretability; Artificial Intelligence

Sidik, D. P., Darmawan, R. N., & Wibowo, A. P. (2026). Teknologi cerdas untuk prediksi risiko keuangan: Tinjauan kritis terhadap penerapan *machine learning*. *RESET: Review of Education, Science, and Technology*, 2(1), 65–80. <https://doi.org/10.66031/reset.v2i1.676>

Copyright ©2026 to the Author. Published by CV. Ihsan Cahaya Pustaka

This is an open access article under the [CC-BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license



PENDAHULUAN

Risiko keuangan merupakan persoalan strategis bagi keberlanjutan perusahaan dan lembaga keuangan karena berkaitan dengan kemampuan memenuhi kewajiban, mempertahankan likuiditas dan solvabilitas, serta menjaga nilai ekonomi di tengah ketidakpastian bisnis. Risiko kredit, pasar, likuiditas, operasional, dan kebangkrutan dapat saling berinteraksi dan berkembang menjadi *financial distress* yang berdampak pada investor, kreditor, pemasok, tenaga kerja, hingga stabilitas ekonomi. Kondisi tersebut menjadikan kemampuan mengidentifikasi risiko secara dini sebagai kebutuhan penting dalam pengelolaan keuangan. Prediksi risiko tidak lagi sekadar digunakan untuk menggambarkan kondisi historis, tetapi menjadi instrumen *early warning system* yang mendukung keputusan kredit, investasi, pengelolaan likuiditas, dan mitigasi risiko (Adekunle et al., 2023; Mashrur et al., 2020).

Kebutuhan terhadap prediksi yang lebih responsif semakin kuat seiring transformasi digital sektor keuangan. Digitalisasi transaksi, perkembangan *financial technology* (fintech), *mobile payment*, dan layanan keuangan berbasis platform menghasilkan data dengan volume, kecepatan, dan keragaman yang semakin besar. Pendekatan konvensional berbasis rasio keuangan, indikator historis, dan model statistik tetap relevan, tetapi menghadapi keterbatasan ketika berhadapan dengan data berdimensi tinggi, hubungan nonlinier, dan pola yang berubah mengikuti kondisi ekonomi. Integrasi *big data*, komputasi, dan kecerdasan buatan (*artificial intelligence/AI*) membuka peluang bagi analisis risiko yang lebih adaptif dan prediktif (Ahmed et al., 2022; Nguyen et al., 2023). Persoalannya bukan sekadar bagaimana mengolah data yang semakin besar, tetapi bagaimana mengekstraksi pola yang relevan untuk mengantisipasi risiko secara lebih tepat waktu.

Dalam perkembangan AI, *machine learning* (ML) menjadi salah satu pendekatan penting karena memungkinkan sistem mempelajari pola dari data untuk menghasilkan klasifikasi, estimasi, dan prediksi tanpa sepenuhnya bergantung pada aturan yang telah ditentukan. Kemampuan menangani banyak variabel dan hubungan nonlinier membuat ML sesuai dengan karakteristik risiko keuangan yang kompleks. Berbagai algoritma, seperti *decision tree*, *random forest*, *support vector machine*, *gradient boosting*, *artificial neural network*, dan *deep learning*, telah digunakan dalam pengembangan model risiko (Bhatore et al., 2020; Mashrur et al., 2020). Perkembangan tersebut memperluas kemampuan analisis dari evaluasi kondisi masa lalu menuju identifikasi pola yang dapat digunakan untuk memperkirakan kemungkinan kejadian pada masa mendatang.

Penerapan ML telah mencakup berbagai domain risiko keuangan. Dalam penilaian risiko kredit, ML digunakan untuk memperkirakan probabilitas gagal bayar berdasarkan karakteristik nasabah dan informasi keuangan (Bhatore et al., 2020; Mhlanga, 2021). Pada tingkat korporasi, pendekatan ini digunakan untuk mengidentifikasi *financial distress* dan memprediksi kebangkrutan, termasuk melalui model prediktif dan analisis deret waktu (Apriani et al., 2026; Dong et al., 2024). ML juga

digunakan dalam identifikasi risiko keuangan dan pengelolaan risiko pada fintech serta rantai pasok keuangan (Nethravathi et al., 2022; Wang, 2024). Kemampuannya memproses data dalam skala besar dan mengenali pola kompleks berpotensi memperkuat *early warning system*, mendukung keputusan kredit dan investasi, serta meningkatkan respons terhadap perubahan kondisi keuangan (Elumilade et al., 2023; Oyedokun et al., 2024).

Potensi tersebut perlu dibaca secara kritis karena performa prediktif ML sangat bergantung pada karakteristik data dan proses pemodelan. *Data imbalance*, bias, *overfitting*, pemilihan fitur yang tidak tepat, serta *data drift* dapat menyebabkan model bekerja dengan baik pada data historis tetapi kehilangan kemampuan generalisasi ketika menghadapi periode atau kondisi ekonomi yang berbeda (Bhatore et al., 2020; Mashrur et al., 2020). Kesalahan tersebut dapat berdampak serius ketika model digunakan untuk menentukan kelayakan kredit atau mengidentifikasi perusahaan yang berisiko bangkrut. Karena itu, evaluasi ML tidak cukup berorientasi pada *accuracy*, tetapi perlu mempertimbangkan stabilitas, *robustness*, generalisasi, dan kesesuaian model dengan konteks penerapannya.

Persoalan lain terletak pada interpretabilitas, keamanan, privasi, dan akuntabilitas. Model ML yang kompleks dapat beroperasi sebagai *black box*, sehingga alasan di balik prediksi sulit dipahami oleh manajemen, auditor, regulator, maupun pihak yang terdampak oleh keputusan. Pendekatan *explainable artificial intelligence* (XAI) dikembangkan untuk meningkatkan transparansi dengan menjelaskan kontribusi variabel dan dasar keluaran model (Hassija et al., 2024; Lisboa et al., 2023). Pada saat yang sama, ketergantungan pada data historis dapat mempertahankan bias, sedangkan penggunaan AI secara luas dapat memunculkan risiko pada tingkat sistem keuangan. Penerapan ML memerlukan validasi model, pemantauan kinerja, perlindungan data, pengawasan manusia, serta tata kelola yang akuntabel (Adekunle et al., 2023; Al Khaldy et al., 2025; Keller et al., 2024).

Literatur AI dan ML dalam keuangan telah berkembang pesat, mencakup risiko kredit, kebangkrutan, manajemen risiko, dan analitik prediktif (Ahmed et al., 2022; Fahrezi, 2024). Namun, kajian tersebut masih cenderung terfragmentasi berdasarkan jenis risiko, dataset, atau algoritma dan sering menempatkan performa prediktif sebagai indikator utama keberhasilan. Hubungan antara kemampuan prediksi dengan kualitas data, *robustness*, interpretabilitas, keamanan, dan tata kelola belum selalu dibahas dalam satu kerangka evaluasi. Hal ini menunjukkan perlunya tinjauan terkait keakuratan ML, kapan prediksinya dapat dipercaya, serta bagaimana risiko algoritmik dapat dikendalikan. Tujuan penelitian ini untuk melakukan tinjauan kritis terhadap penerapan ML sebagai teknologi cerdas untuk prediksi risiko keuangan dengan menganalisis domain penerapan, pendekatan algoritmik, manfaat prediktif, serta keterbatasan terkait data, bias, generalisasi, interpretabilitas, keamanan, dan tata kelola. Kajian ini diharapkan memperjelas posisi ML sebagai instrumen pendukung keputusan yang reliabel dan bertanggung jawab dalam pengelolaan risiko keuangan.

METODE

Penelitian ini menggunakan *Systematic Literature Review* (SLR) dengan pendekatan kualitatif-kritis untuk mengidentifikasi, memetakan, dan mengevaluasi penerapan *machine learning* (ML) sebagai teknologi cerdas dalam prediksi risiko keuangan. Kajian difokuskan pada publikasi ilmiah periode 2020–2026 yang membahas penggunaan, pengembangan, atau evaluasi ML dalam risiko keuangan. Pendekatan ini digunakan untuk mensintesis temuan penelitian terdahulu secara terstruktur sekaligus mengidentifikasi pola penerapan, manfaat, keterbatasan, dan isu yang masih memerlukan perhatian penelitian.

Pencarian literatur dilakukan melalui beberapa basis data akademik menggunakan kombinasi kata kunci seperti “*machine learning*” AND “*financial risk*”, “*machine learning*” AND “*financial risk prediction*”, “*artificial intelligence*” AND “*financial risk management*”, “*machine learning*” AND “*credit risk*”, “*machine learning*” AND “*bankruptcy prediction*”, dan “*machine learning*” AND “*financial distress*”. Literatur diseleksi berdasarkan relevansi terhadap fokus kajian, tahun publikasi, status publikasi ilmiah, serta ketersediaan informasi mengenai metode, penerapan, atau hasil prediksi. Artikel duplikat dan publikasi yang tidak berkaitan langsung dengan ML dan risiko keuangan dikeluarkan dari analisis.

Data diekstraksi berdasarkan tahun publikasi, domain risiko, karakteristik data, algoritma ML, tujuan prediksi, indikator kinerja, manfaat, dan keterbatasan model. Sintesis dilakukan secara tematik-kritis dengan mengelompokkan temuan ke dalam domain penerapan, pendekatan algoritmik, kemampuan prediktif, manfaat, serta keterbatasan yang mencakup kualitas data, bias, *overfitting*, *data drift*, generalisasi, interpretabilitas, keamanan, dan tata kelola. Analisis diarahkan untuk menilai ML tidak hanya berdasarkan akurasi, tetapi juga berdasarkan *robustness*, reliabilitas, interpretabilitas, dan kelayakannya sebagai instrumen pendukung keputusan dalam pengelolaan risiko keuangan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Tren dan Domain Penerapan Machine Learning dalam Prediksi Risiko Keuangan

Sintesis literatur periode 2020–2026 menunjukkan pergeseran *machine learning* (ML) dari teknik analitik eksperimental menuju instrumen yang semakin terintegrasi dalam prediksi dan pengelolaan risiko keuangan. Perkembangan tersebut berlangsung seiring pertumbuhan data digital, kompleksitas transaksi, dan kebutuhan terhadap analisis yang mampu merespons perubahan risiko secara lebih adaptif. Kajian ekspansi penelitian *artificial intelligence* (AI) dan ML dalam keuangan (Ahmed et al., 2022), integrasi *big data*, AI, dan ML sebagai bagian penting dari transformasi analitik *financial technology* (Nguyen et al., 2023). Tren ini memperluas penggunaan ML dari evaluasi kondisi historis menuju pemodelan risiko yang berorientasi ke depan.

Risiko kredit tetap menjadi salah satu domain utama, penggunaan ML dalam evaluasi kredit (Bhatore et al., 2020), penerapan dalam asesmen risiko kredit pada konteks inklusi keuangan (Mhlanga, 2021). Lebih lanjut, ke *financial distress* dan kebangkrutan perusahaan melalui pendekatan prediktif berbasis ML (Dong et al., 2024; Apriani et al., 2026; Wang, 2024). Pada saat yang sama, cakupan penerapan bergerak ke ekosistem digital, meliputi *mobile payment*, *fintech*, keamanan siber, dan manajemen risiko berbasis blockchain (Xu & Song, 2021; Nethravathi et al., 2022; Ekundayo et al., 2024). Pada tingkat institusional, AI juga digunakan dalam asesmen dan manajemen risiko keuangan, termasuk sektor publik (Adekunle et al., 2023; Bouchetara et al., 2024; Al Khaldy et al., 2025). Pola tersebut menunjukkan diversifikasi objek penelitian, tetapi sekaligus memperlihatkan fragmentasi literatur berdasarkan jenis risiko dan konteks penerapan. Karena itu, perkembangan ML tidak cukup dinilai dari luasnya adopsi, tetapi perlu ditelaah berdasarkan pendekatan algoritmik dan metodologis yang digunakan untuk menghasilkan prediksi.

Pendekatan Teknologi dan Metodologi Prediktif

Sintesis literatur menunjukkan bahwa penerapan *machine learning* (ML) dalam prediksi risiko keuangan menggunakan beragam algoritma yang dipilih berdasarkan karakteristik data dan tujuan analisis. Pada risiko kredit, *decision tree*, *random forest*, *support vector machine* (SVM), *artificial neural network* (ANN), dan metode *ensemble* digunakan untuk klasifikasi maupun estimasi probabilitas gagal bayar (Bhatore et al., 2020; Mhlanga, 2021). Untuk risiko keuangan perusahaan dan kebangkrutan, pendekatan ML digunakan untuk mengenali kombinasi indikator yang berkaitan dengan perubahan kondisi keuangan, sehingga semakin beragamnya strategi pemodelan untuk prediksi kebangkrutan (Apriani et al., 2026). Keragaman ini mencerminkan pergeseran menuju model yang mampu menangkap hubungan nonlinier dan interaksi variabel yang kompleks.

Perkembangan metodologi juga mengarah pada pendekatan hibrida dan integrasi teknologi, kombinasi ML–ARIMA untuk menangkap pola temporal dalam prediksi risiko keuangan (Dong et al., 2024), serta ML dapat dikombinasikan dengan metode statistik ketika karakteristik data menuntut pemodelan deret waktu. Pada ekosistem digital, integrasi *big data*, AI, dan ML memperluas sumber informasi yang dapat dianalisis dalam *fintech* (Nguyen et al., 2023), AI dan blockchain digunakan untuk memperkuat manajemen risiko rantai pasok (Nethravathi et al., 2022). Lebih lanjut, perluasan penggunaan ML pada *cyber threat intelligence*, menandai semakin luasnya cakupan data dan objek risiko yang dianalisis (Ekundayo et al., 2024).

Di sisi lain, peningkatan kompleksitas algoritma menghadirkan tuntutan terhadap interpretabilitas. Model yang lebih fleksibel dapat menghasilkan prediksi yang kuat, tetapi mekanisme di balik keluaran model tidak selalu mudah dipahami. Perkembangan *interpretable machine learning* dan *explainable AI* menjadi respons terhadap persoalan *black box*, terutama ketika hasil prediksi digunakan dalam keputusan berkonsekuensi ekonomi (Lisboa et al., 2023; Hassija et

al., 2024). Secara keseluruhan, literatur tidak menunjukkan adanya algoritma yang unggul secara universal; efektivitas metodologi lebih tepat dinilai dari kesesuaian antara algoritma, karakteristik data, jenis risiko, kebutuhan interpretasi, dan konteks keputusan.

Sintesis Literatur yang Ditinjau

Sintesis dilakukan terhadap literatur yang relevan dengan penerapan *machine learning* (ML), *artificial intelligence* (AI), dan analitik prediktif dalam risiko keuangan yang terbit pada periode 2020–2026. Dari daftar pustaka yang digunakan, 23 publikasi memenuhi batas tahun kajian dan memiliki keterkaitan langsung atau kontekstual dengan tema prediksi serta manajemen risiko keuangan. Literatur tersebut memperlihatkan perkembangan kajian dari penggunaan ML untuk risiko kredit dan prediksi kondisi keuangan menuju penerapan yang lebih luas pada kebangkrutan, fintech, transaksi digital, risiko siber, dan manajemen risiko institusional. Sintesis berikut digunakan untuk mengidentifikasi pola perkembangan penelitian, fokus domain, pendekatan yang digunakan, serta kecenderungan temuan antarpublikasi.

1. Distribusi Publikasi Berdasarkan Tahun

Distribusi publikasi menunjukkan peningkatan perhatian terhadap penerapan AI dan ML dalam risiko keuangan, terutama setelah 2022. Dari 23 literatur yang masuk dalam rentang kajian, terdapat dua publikasi pada 2020, dua pada 2021, tiga pada 2022, tiga pada 2023, delapan pada 2024, empat pada 2025, dan satu pada 2026. Konsentrasi publikasi pada 2024 menunjukkan meningkatnya perhatian akademik terhadap penggunaan teknologi cerdas dalam analisis dan prediksi risiko keuangan. Namun, distribusi tersebut tidak semata-mata menunjukkan peningkatan kuantitas penelitian, tetapi juga memperlihatkan perluasan tema dari risiko kredit dan evaluasi keuangan menuju fintech, risiko digital, governance, dan integrasi teknologi.

Tabel 1. Distribusi Publikasi Berdasarkan Tahun

Tahun	Jumlah publikasi	Proporsi
2020	2	9,1%
2021	2	9,1%
2022	3	13,6%
2023	3	13,6%
2024	8	36,4%
2025	3	13,6%
2026	1	4,5%
Total	22	100%

Tabel 1 menunjukkan distribusi publikasi mengenai penerapan *machine learning* (ML) dan *artificial intelligence* (AI) dalam risiko keuangan selama 2020–2026. Dari 22 studi yang ditinjau, jumlah publikasi tertinggi terdapat pada 2024, yaitu delapan studi (36,4%), sedangkan periode 2020–

2023 berada pada kisaran dua hingga tiga studi per tahun. Pada 2025 terdapat tiga publikasi dan pada 2026 satu publikasi. Pola tersebut menunjukkan peningkatan perhatian penelitian yang paling kuat pada 2024, meskipun jumlah publikasi kembali menurun pada dua tahun berikutnya. Penurunan pada 2026 perlu ditafsirkan secara hati-hati karena periode publikasi tahun tersebut belum tentu mencerminkan keseluruhan produksi ilmiah. Distribusi temporal ini menggambarkan intensitas perkembangan literatur, tetapi tidak dapat digunakan sebagai ukuran langsung kualitas maupun kekuatan bukti penelitian.

2. Dominasi Ruang Lingkup Penelitian Berdasarkan Tahun

Tabel 2. Dominasi Ruang Lingkup Penelitian Berdasarkan Tahun

Tahun	Jumlah Studi	Ruang Lingkup Dominan	Karakter Perkembangan
2020	2	Risiko kredit dan manajemen risiko keuangan	Fondasi penerapan ML sebagai instrumen prediktif
2021	2	Risiko kredit dan keuangan digital	Perluasan ke lingkungan transaksi digital
2022	3	Ekosistem keuangan berbasis AI	Integrasi AI dengan layanan dan teknologi keuangan
2023	3	Risiko korporasi dan interpretabilitas	Perhatian mulai meluas dari prediksi menuju pemahaman model
2024	8	Risiko perusahaan, fintech, siber, publik, dan sistemik	Diversifikasi domain dan peningkatan kompleksitas penerapan
2025	3	Manajemen risiko dan perbankan berbasis AI	Penguatan penerapan institusional dan tata kelola
2026	1	Prediksi kebangkrutan	Penguatan kembali aplikasi ML pada prediksi risiko spesifik

Ruang lingkup penelitian memperlihatkan perluasan bertahap dari penggunaan ML untuk risiko kredit dan manajemen risiko keuangan menuju konteks keuangan digital yang lebih kompleks. Pada 2020–2021, perhatian terutama berada pada asesmen dan prediksi risiko. Tahun 2022–2023 menunjukkan perluasan ke integrasi AI dengan ekosistem keuangan serta mulai munculnya perhatian terhadap interpretabilitas. Diversifikasi paling kuat terlihat pada 2024, ketika penelitian mencakup risiko perusahaan, fintech, keamanan siber, sektor publik, dan risiko sistemik. Pada 2025–2026, perhatian berlanjut pada penerapan AI dalam lingkungan institusional dan prediksi kebangkrutan. Pola ini menunjukkan pergeseran dari orientasi prediktif menuju evaluasi teknologi yang mempertimbangkan konteks penerapan dan konsekuensi penggunaannya.

3. Ringkasan Studi yang Ditinjau

Tabel 3. Ringkasan Literatur

Peneliti dan Tahun	Fokus Kajian	Pendekatan / Teknologi	Hasil/Kontribusi Utama
Bhatore et al. (2020)	Evaluasi risiko kredit	Machine learning	Mengidentifikasi beragam teknik ML yang digunakan untuk evaluasi dan prediksi risiko kredit serta menunjukkan perkembangan pendekatan algoritmik dalam domain tersebut.
Mashrur et al. (2020)	Manajemen risiko keuangan	Machine learning	Memetakan penerapan ML untuk berbagai fungsi manajemen risiko dan menunjukkan potensinya sebagai instrumen prediktif berbasis data.
Mhlanga (2021)	Asesmen risiko kredit	AI dan ML	Menunjukkan potensi AI dan ML dalam meningkatkan asesmen risiko kredit, khususnya dalam mendukung inklusi keuangan.
Xu dan Song (2021)	Risiko keuangan mobile payment	AI	Mengembangkan pendekatan asesmen risiko keuangan pada lingkungan pembayaran berbasis teknologi.
Ahmed et al. (2022)	Perkembangan AI/ML dalam keuangan	Kajian bibliometrik	Memetakan pertumbuhan dan arah penelitian AI dan ML dalam keuangan, termasuk perkembangan pada bidang manajemen risiko.
Nethravathi et al. (2022)	Risiko keuangan rantai pasok	AI dan blockchain	Menunjukkan peluang integrasi AI dan blockchain dalam memperkuat pengelolaan risiko keuangan rantai pasok.
Al-Gasawneh et al. (2022)	Persepsi risiko layanan keuangan berbasis AI	AI	Menunjukkan bahwa persepsi risiko menjadi faktor penting dalam penerimaan layanan keuangan berbasis AI.
Adekunle et al. (2023)	Asesmen risiko korporasi	AI dan kerangka asesmen risiko	Menunjukkan penggunaan AI untuk memperkuat asesmen risiko dan mendukung corporate governance.
Elumilade et al. (2023)	Asesmen risiko dan keputusan strategis	Data analytics	Menunjukkan kontribusi analitik data dalam meningkatkan proses asesmen risiko dan kualitas pengambilan keputusan keuangan.
Lisboa et al. (2023)	Interpretabilitas model prediktif	Interpretable machine learning	Menekankan pentingnya model ML yang dapat dijelaskan sebagai respons terhadap persoalan black box.
Dong et al. (2024)	Prediksi tren risiko keuangan perusahaan	ML–ARIMA	Menunjukkan bahwa pendekatan hibrida ML dan ARIMA dapat digunakan untuk memodelkan dan memprediksi perkembangan risiko keuangan perusahaan.
Wang (2024)	Identifikasi risiko keuangan	AI	Mengembangkan model berbasis AI untuk mengidentifikasi pola risiko keuangan.
Bouchetara et al. (2024)	Manajemen risiko keuangan sektor publik	AI	Mengidentifikasi peluang AI dalam inovasi manajemen risiko keuangan publik sekaligus menyoroti tantangan penerapannya.
Ekundayo et al. (2024)	Prediksi ancaman siber pada fintech	Big data dan ML	Menunjukkan pemanfaatan ML dan big data untuk analitik prediktif dalam cyber threat intelligence fintech.

Hassija et al. (2024)	Interpretabilitas dan transparansi AI	Explainable AI	Memetakan pendekatan XAI untuk menjelaskan proses dan keluaran model AI yang kompleks.
Keller et al. (2024)	Risiko sistemik akibat AI	AI dan governance	Menunjukkan bahwa penerapan AI dalam sektor keuangan memiliki implikasi terhadap risiko sistemik, regulasi, dan tata kelola.
Fahrezi (2024)	AI/ML dalam manajemen risiko keuangan	AI dan ML	Mensintesis perkembangan penggunaan AI dan ML dalam manajemen risiko serta analitik prediktif keuangan.
Oyedokun et al. (2024)	Prediksi risiko dan keputusan strategis	Advanced financial analytics	Menunjukkan peran analitik keuangan lanjutan dalam prediksi risiko dan dukungan terhadap pengambilan keputusan strategis.
Al Khaldy et al. (2025)	Analisis dan manajemen risiko keuangan	AI	Menunjukkan perluasan pemanfaatan AI untuk identifikasi, analisis, dan pengelolaan risiko keuangan.
Fahrani et al. (2025)	Manajemen risiko perbankan syariah	AI	Menunjukkan penerapan sistem manajemen risiko berbasis AI dalam konteks perbankan syariah.
Wiriani et al. (2025)	Mitigasi risiko transaksi mobile banking	AI, governance, dan etika data	Menempatkan AI sebagai instrumen mitigasi risiko transaksi dengan menekankan pentingnya governance dan etika data.
Apriani et al. (2026)	Prediksi risiko kebangkrutan perusahaan	Machine learning	Mensistematisasi penelitian mengenai ML untuk prediksi kebangkrutan dan mengidentifikasi perkembangan pendekatan yang digunakan.

Tabel 3 menunjukkan bahwa penerapan *machine learning* (ML) dalam risiko keuangan telah berkembang dari asesmen risiko kredit dan kondisi keuangan perusahaan menuju spektrum yang lebih luas, mencakup prediksi kebangkrutan, fintech, transaksi digital, keamanan siber, dan manajemen risiko institusional. Keragaman pendekatan dimulai dari model klasifikasi dan prediksi, *big data analytics*, model hibrida, hingga integrasi AI dengan blockchain. Hal ini menunjukkan bahwa ML memiliki fleksibilitas untuk menangani karakteristik risiko dan sumber data yang berbeda (Bhatore et al., 2020; Mashrur et al., 2020; Nguyen et al., 2023). Secara lintas studi, kontribusi paling konsisten terletak pada kemampuan mengenali pola kompleks dan menghasilkan sinyal prediktif yang dapat mendukung asesmen kredit, identifikasi *financial distress* dan kebangkrutan, serta pemantauan risiko dalam lingkungan keuangan digital (Mhlanga, 2021; Dong et al., 2024; Apriani et al., 2026). Perkembangan ini menempatkan ML bukan sekadar sebagai alat otomasi analisis, melainkan sebagai instrumen untuk memperkuat kapasitas antisipatif dalam pengelolaan risiko.

Akan tetapi, bukti literatur juga menunjukkan bahwa keunggulan prediktif ML bersifat kontekstual dan belum dapat dipisahkan dari kondisi data serta lingkungan penerapannya. Perbedaan domain, karakteristik dataset, tujuan prediksi, dan metode evaluasi menyebabkan hasil antarstudi sulit dibandingkan secara langsung, sementara fokus yang kuat pada performa algoritmik belum selalu diikuti evaluasi terhadap interpretabilitas, keamanan, dan tata kelola. Perhatian terhadap *explainable AI* menegaskan kebutuhan untuk memahami alasan di balik keluaran model (Lisboa et al., 2023;

Hassija et al., 2024), sedangkan kajian mengenai AI dan risiko sistemik menunjukkan bahwa konsekuensi penggunaan teknologi dapat melampaui tingkat model individual (Keller et al., 2024). Oleh karena itu, reliabilitas ML dalam risiko keuangan perlu dipahami secara multidimensional: bukan hanya apakah model mampu memprediksi secara akurat, tetapi apakah prediksi tersebut dapat digeneralisasi, dijelaskan, diamankan, dan dipertanggungjawabkan dalam kondisi operasional nyata.

4. Sintesis Manfaat Prediktif *Machine Learning*

Sintesis lintas studi menunjukkan bahwa nilai utama *machine learning* (ML) dalam prediksi risiko keuangan terletak pada kemampuannya mengolah data beragam dan menangkap pola kompleks yang sulit direpresentasikan oleh pendekatan konvensional. Kapasitas tersebut telah dimanfaatkan untuk klasifikasi dan prediksi risiko kredit, *financial distress*, kebangkrutan, serta risiko dalam ekosistem keuangan digital (Bhatore et al., 2020; Mashrur et al., 2020; Mhlanga, 2021; Apriani et al., 2026). Integrasi ML dengan *big data* memperluas basis informasi melalui data transaksi, informasi nonkeuangan, dan jejak aktivitas digital, sehingga analisis risiko tidak lagi bergantung sepenuhnya pada indikator keuangan historis (Nguyen et al., 2023; Ekundayo et al., 2024). Keunggulan ini memperkuat fungsi *early warning* dengan memungkinkan identifikasi sinyal risiko sebelum berkembang menjadi gagal bayar, *financial distress*, atau kerugian yang lebih besar (Dong et al., 2024; Wang, 2024).

Namun, keunggulan tersebut tidak dapat dipahami sebagai superioritas ML yang berlaku universal. Performa prediktif bergantung pada kualitas data, karakteristik risiko, horizon prediksi, desain model, dan konteks keputusan. Karena itu, akurasi semata tidak memadai untuk menilai nilai praktis ML. Temuan literatur lebih tepat dibaca sebagai bukti bahwa ML memperluas kapasitas prediksi, bukan menggantikan seluruh pendekatan analitik yang ada. Persoalan berikutnya adalah apakah keunggulan tersebut tetap konsisten ketika model menghadapi perubahan data, kondisi ekonomi, dan tuntutan akuntabilitas. Titik inilah yang mengantarkan evaluasi pada keterbatasan dan tantangan penerapan ML.

Evaluasi Kritis terhadap Keterbatasan dan Tantangan

Sintesis literatur menunjukkan bahwa keunggulan prediktif *machine learning* (ML) belum cukup untuk menjamin reliabilitas penggunaannya dalam risiko keuangan. Penelitian masih cenderung terfragmentasi menurut jenis risiko, sumber data, algoritma, dan konteks penerapan, sementara evaluasi model sering menempatkan performa prediktif sebagai ukuran utama keberhasilan (Bhatore et al., 2020; Mashrur et al., 2020). Padahal, keputusan berbasis ML dapat memengaruhi kredit, investasi, alokasi modal, dan mitigasi kerugian. Reliabilitas model karenanya perlu dinilai melalui beberapa dimensi yang saling berkaitan, mulai dari kualitas data hingga tata kelola dan konsekuensi penggunaan pada tingkat institusi.

- (1) Kualitas Data dan Bias; reliabilitas ML sangat bergantung pada kualitas dan representativitas data. Data yang tidak lengkap, tidak seimbang, atau bias dapat menghasilkan prediksi yang menyesatkan, terutama pada kasus gagal bayar dan kebangkrutan dengan *class imbalance*. Ketergantungan pada data historis juga berisiko mereproduksi bias keputusan sebelumnya. Karena itu, validasi data, pemilihan fitur, penanganan ketidakseimbangan kelas, dan pengujian representativitas merupakan bagian integral dari validitas model (Bhatore et al., 2020; Mashrur et al., 2020).
- (2) Generalisasi, *Robustness*, dan Stabilitas Model; kinerja tinggi pada data pelatihan atau pengujian belum menjamin model tetap andal ketika kondisi ekonomi, perilaku nasabah, atau pola transaksi berubah. *Overfitting* dan *data drift* dapat menurunkan kemampuan generalisasi serta menggeser akurasi prediksi. Karena itu, validasi *out-of-sample*, pengujian lintas periode dan sektor, pemantauan kinerja, serta pembaruan model diperlukan untuk memastikan stabilitas prediksi dalam lingkungan keuangan yang dinamis (Mashrur et al., 2020; Dong et al., 2024).
- (3) Interpretabilitas dan *Explainable AI*; kompleksitas algoritma dapat menghasilkan model *black box* yang sulit menjelaskan alasan suatu entitas dikategorikan berisiko, meskipun prediksinya akurat. Kondisi ini berpotensi menghambat validasi, audit, dan akuntabilitas dalam keputusan keuangan. *Explainable AI* (XAI) membantu mengidentifikasi kontribusi variabel dan menjelaskan keluaran model. Namun, interpretabilitas perlu dirancang sejak pemilihan model hingga pemanfaatan hasil prediksi, bukan ditambahkan setelah model dikembangkan (Lisboa et al., 2023; Hassija et al., 2024).
- (4) Keamanan, Privasi, dan Akuntabilitas; penggunaan ML bergantung pada data keuangan dan informasi personal yang rentan terhadap kebocoran, manipulasi, serta akses tanpa otorisasi. Risiko tidak berhenti pada keamanan data, tetapi juga mencakup dampak keputusan algoritmik yang keliru. Karena itu, penerapan AI memerlukan perlindungan data, keamanan sistem, transparansi penggunaan informasi, serta pembagian tanggung jawab yang jelas antara pengembang, pengelola model, dan pengambil keputusan (Al Khaldy et al., 2025; Wiriani et al., 2025).
- (5) Tata Kelola dan Risiko Sistemik; risiko ML dapat melampaui tingkat model ketika algoritma, sumber data, atau mekanisme keputusan yang serupa digunakan secara luas oleh lembaga keuangan. Kondisi ini berpotensi memperkuat risiko secara kolektif dan memengaruhi stabilitas sistem keuangan. Karena itu, *AI governance* perlu mencakup validasi, dokumentasi, audit, pemantauan berkelanjutan, pengawasan manusia, dan kepatuhan regulasi. ML perlu ditempatkan sebagai instrumen dalam sistem pengendalian

institusional, bukan pengganti penilaian manusia (Adekunle et al., 2023; Keller et al., 2024; Al Khaldy et al., 2025).

Secara keseluruhan, keterbatasan tersebut memperlihatkan bahwa persoalan utama penerapan ML bukan semata-mata apakah model mampu memprediksi risiko, melainkan apakah prediksi tersebut tetap valid ketika data berubah, dapat dijelaskan ketika keputusan dipertanyakan, aman ketika data diproses, dan dapat dipertanggungjawabkan ketika keputusan menimbulkan konsekuensi. Literatur yang ditinjau belum menunjukkan kerangka evaluasi yang konsisten untuk mengintegrasikan dimensi-dimensi tersebut. Kesenjangan ini mengarahkan penelitian masa depan pada pengembangan dan pengujian model yang tidak hanya berorientasi pada akurasi, tetapi juga pada reliabilitas lintas kondisi, interpretabilitas, keamanan, dan tata kelola. Perspektif tersebut penting untuk menempatkan ML secara proporsional sebagai instrumen pendukung keputusan dalam pengelolaan risiko keuangan.

Arah Penelitian Masa Depan

Arah penelitian ML dalam prediksi risiko keuangan perlu bergeser dari kompetisi akurasi menuju pembuktian reliabilitas model dalam kondisi nyata. Model tidak cukup dinilai dari kinerja pada dataset historis, tetapi perlu diuji melalui validasi temporal, *out-of-sample*, lintas sektor, dan lintas institusi untuk memastikan ketahanannya terhadap perubahan ekonomi dan karakteristik data. Agenda penelitian juga perlu memperkuat pengendalian bias, *class imbalance*, *data drift*, serta sensitivitas fitur sejak tahap pengembangan. Penggunaan metrik evaluasi harus disesuaikan dengan konsekuensi kesalahan prediksi, sehingga *false positive* dan *false negative* tidak diperlakukan sekadar sebagai angka statistik, melainkan sebagai risiko keputusan yang memiliki dampak ekonomi. Pendekatan ini akan menghasilkan bukti yang lebih kuat mengenai kapan dan dalam kondisi apa ML benar-benar memberikan keunggulan prediktif.

Pada saat yang sama, penelitian perlu mengintegrasikan performa prediktif dengan interpretabilitas, keamanan, dan tata kelola. XAI perlu dikembangkan untuk mendukung pemahaman dan pengujian keputusan, bukan sekadar memberikan penjelasan teknis setelah model terbentuk. Integrasi ML dengan analisis deret waktu, *big data*, dan sumber informasi nontradisional juga perlu diarahkan pada peningkatan kemampuan adaptasi, bukan sekadar penambahan kompleksitas. Kontribusi penting penelitian ke depan terletak pada pembangunan kerangka evaluasi yang menghubungkan akurasi, *robustness*, interpretabilitas, keamanan data, pengawasan manusia, dan akuntabilitas. Pergeseran ini menempatkan ML bukan sebagai tujuan teknologi, melainkan sebagai instrumen keputusan yang harus terbukti andal, adaptif, dan dapat dipertanggungjawabkan.

KESIMPULAN

Hasil kajian *machine learning* (ML) telah memperluas kapasitas prediksi risiko keuangan melalui kemampuannya mengolah data kompleks, mengenali pola nonlinier, dan mendukung identifikasi dini risiko kredit, *financial distress*, kebangkrutan, serta risiko pada ekosistem keuangan digital. Keragaman algoritma, integrasi *big data*, dan pengembangan pendekatan hibrida memperlihatkan bahwa ML memiliki fleksibilitas tinggi untuk berbagai konteks risiko. Namun, bukti literatur tidak mendukung pandangan bahwa semakin kompleks algoritma, semakin baik keputusan yang dihasilkan. Keunggulan prediktif sangat bergantung pada kualitas data, karakteristik risiko, stabilitas lingkungan, dan kesesuaian metode dengan tujuan keputusan. Akurasi yang tinggi pada dataset tertentu tidak cukup untuk membuktikan reliabilitas model dalam kondisi operasional yang berubah.

Keberhasilan penerapan ML dalam pengelolaan risiko keuangan perlu dinilai melalui kerangka yang melampaui performa statistik. *Robustness*, kemampuan generalisasi, interpretabilitas, keamanan data, privasi, akuntabilitas, dan *AI governance* merupakan komponen yang menentukan apakah suatu model layak digunakan dalam keputusan berkonsekuensi ekonomi. ML lebih tepat diposisikan sebagai instrumen pendukung keputusan daripada pengganti penilaian profesional dan pengawasan manusia. Oleh karena itu, perlu perhatian pada validasi lintas periode dan institusi, ketahanan terhadap *data drift*, pengujian bias, serta integrasi XAI dan tata kelola model. Pendekatan tersebut diperlukan agar teknologi cerdas tidak hanya menghasilkan prediksi yang akurat, tetapi juga keputusan yang reliabel, transparan, dan dapat dipertanggungjawabkan.

DAFTAR PUSTAKA

- Adekunle, B. I., Chukwuma-Eke, E. C., Balogun, E. D., & Ogunsola, K. O. (2023). Integrating AI-driven risk assessment frameworks in financial operations: A model for enhanced corporate governance. *International Journal of Scientific Research in Computer Science, Engineering and Information Technology*, 9(6), 445–464. <https://doi.org/10.32628/IJSRCSEIT>
- Ahmed, S., Alshater, M. M., El Ammari, A., & Hammami, H. (2022). Artificial intelligence and machine learning in finance: A bibliometric review. *Research in International Business and Finance*, 61, 101646. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2022.101646>
- Al-Gasawneh, J., Alfityani, A., Al-Okdeh, S., Almasri, B., Mansur, H., Nusairat, N., & Siam, Y. (2022). Avoiding uncertainty by measuring the impact of perceived risk on the intention to use financial artificial intelligence services. *Uncertain Supply Chain Management*, 10(4), 1427–1436. <https://doi.org/10.5267/j.uscm.2022.6.013>
- Al Khaldy, M., Al-Qerem, A., Aldweesh, A., Alkasassbeh, M., Almomani, A., & Alauthman, M. (2025). Artificial intelligence for financial risk management and analysis. In A. Derbali (Ed.),

Artificial intelligence for financial risk management and analysis (pp. 499–524). IGI Global Scientific Publishing. <https://doi.org/10.4018/979-8-3373-1200-2.ch024>

- Apriani, M., Satira, E., Sari, D. W., Wati, J., Afriyanti, M., & Martadinata, S. (2026). Sistematisasi penerapan machine learning dalam prediksi risiko kebangkrutan perusahaan: Systematic literature review. *Jurnal Sains Student Research*, 4(1), 41–55. <https://doi.org/10.61722/jssr.v4i1.7281>
- Bhatore, S., Mohan, L., & Reddy, Y. R. (2020). Machine learning techniques for credit risk evaluation: A systematic literature review. *Journal of Banking and Financial Technology*, 4(1), 111–138. <https://doi.org/10.1007/s42786-020-00020-3>
- Bouchetara, M., Zerouti, M., & Zouambi, A. R. (2024). Leveraging artificial intelligence (AI) in public sector financial risk management: Innovations, challenges, and future directions. *EDPACS*, 69(9), 124–144. <https://doi.org/10.1080/07366981.2024.2377351>
- Dong, X., Dang, B., Zang, H., Li, S., & Ma, D. (2024). The prediction trend of enterprise financial risk based on machine learning ARIMA model. *Journal of Theory and Practice of Engineering Science*, 4(1), 65–71. [https://doi.org/10.53469/jtpes.2024.04\(01\).09](https://doi.org/10.53469/jtpes.2024.04(01).09)
- Ekundayo, F., Atoyebi, I., Soyele, A., & Ogunwobi, E. (2024). Predictive analytics for cyber threat intelligence in fintech using big data and machine learning. *International Journal of Research Publication and Reviews*, 5(11), 1–15.
- Elumilade, O. O., Ogundeji, I. A., Ozoemenam, G. O. D. W. I. N., Omokhoa, H. E., & Omowole, B. M. (2023). The role of data analytics in strengthening financial risk assessment and strategic decision-making. *Iconic Research and Engineering Journals*, 6(10), 324–338.
- Fahrezi, M. (2024). A systematic literature review: The use of artificial intelligence and machine learning in financial risk management and predictive analytics. *International Journal of Research and Applied Technology*, 4(1), 211–223.
- Fahrani, F., Akbar, A., & Abd. Rizal. (2025). Pengembangan sistem manajemen risiko berbasis AI di Bank Syariah Indonesia. *Jurnal Intelek dan Cendikiawan Nusantara*, 2(6), 13813–13817.
- Hassija, V., Chamola, V., Mahapatra, A., Singal, A., Goel, D., Huang, K., & Hussain, A. (2024). Interpreting black-box models: A review on explainable artificial intelligence. *Cognitive Computation*, 16, 45–74. <https://doi.org/10.1007/s12559-023-10179-8>
- Keller, A., Martins Pereira, C., & Pires, M. (2024). The European Union’s approach to artificial intelligence and the challenge of financial systemic risk. In H. Sousa Antunes, P. M. Freitas, A. L. Oliveira, C. Martins Pereira, E. Vaz de Sequeira, & L. Barreto Xavier (Eds.), *Multidisciplinary perspectives on artificial intelligence and the law* (Law, Governance and Technology Series, Vol. 58). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-41264-6_22

- Lisboa, P. J. G., Saralajew, S., Vellido, A., Fernández-Domenech, R., & Villmann, T. (2023). The coming of age of interpretable and explainable machine learning models. *Neurocomputing*, 535, 25–39. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2023.02.040>
- Mashrur, A., Luo, W., Zaidi, N. A., & Robles-Kelly, A. (2020). Machine learning for financial risk management: A survey. *IEEE Access*, 8, 203203–203223. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3036322>
- Mhlanga, D. (2021). Financial inclusion in emerging economies: The application of machine learning and artificial intelligence in credit risk assessment. *International Journal of Financial Studies*, 9(3), 39. <https://doi.org/10.3390/ijfs9030039>
- Mutmainah, Rosidah, S., & Ilham, M. (2025). Literature review on 21st century learning strategies: Roles, challenges, and future directions. *RESET: Review of Education, Science, and Technology*, 1(1), 1–14. <https://doi.org/10.66031/reset.v1i1.16>
- Nethravathi, K., Tiwari, A., Uike, D., Jaiswal, R., & Pant, K. (2022). Applications of artificial intelligence and blockchain technology in improved supply chain financial risk management. In *2022 5th International Conference on Contemporary Computing and Informatics (IC3I)* (pp. 242–246). IEEE. <https://doi.org/10.1109/IC3I56241.2022.10072787>
- Nguyen, D. K., Sermpinis, G., & Stasinakis, C. (2023). Big data, artificial intelligence and machine learning: A transformative symbiosis in favour of financial technology. *European Financial Management*, 29(2), 517–548. <https://doi.org/10.1111/eufm.12365>
- Oyedokun, O., Ewim, S. E., & Oyeyemi, O. P. (2024). Leveraging advanced financial analytics for predictive risk management and strategic decision-making in global markets. *Global Journal of Research in Multidisciplinary Studies*, 2(2), 16–26. <https://doi.org/10.58175/gjrms.2024.2.2.0051>
- Sidik, D. P., Rozak, A., Fatqurhohman, F., & Fatkurochman, H. (2025). Literature review of artificial intelligence in learning: Trends and opportunities. *RESET: Review of Education, Science, and Technology*, 1(1), 43–54. <https://doi.org/10.66031/reset.v1i1.19>
- Van Thiel, D., & Van Raaij, W. F. F. (2019). Artificial intelligence credit risk prediction: An empirical study of analytical artificial intelligence tools for credit risk prediction in a digital era. *Journal of Risk Management in Financial Institutions*, 12(3), 268–286. <https://doi.org/10.33423/jaf.v19i8.2622>
- Wang, B. (2024). A financial risk identification model based on artificial intelligence. *Wireless Networks*, 30(5), 4157–4165. <https://doi.org/10.1007/s11276-021-02856-z>
- Wiriani, E., Maknuni, J., Puspita, E. A., & Masitah, M. (2025). Peran artificial intelligence dalam mitigasi risiko transaksi mobile banking: Tinjauan governansi dan etika data. *Journal of Trends Economics and Accounting Research*, 6(1), 103–111. <https://doi.org/10.47065/jtear.v6i1.2223>

Xu, X., & Song, J. (2021). Enterprise financial leverage and risk assessment based on mobile payment under artificial intelligence. *Mobile Information Systems*, 2021(1), 5468397.
<https://doi.org/10.1155/2021/5468397>