

Adaptive Learning Berbasis Artificial Intelligence dalam Pendidikan Sains: Personalisasi Pembelajaran dan Literasi Sains

Artificial Intelligence-Based Adaptive Learning in Science Education: Learning Personalization and Scientific Literacy

Nur Muhammand Said Jaidi ^{*1}, Ramdani Dwi Cahyo²

^{1,2} UINSI Samarinda, Indonesia

Correspondence e-mail author: nm_said@gmail.com

Received: 24-08-2026

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; Tata Kelola AI

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; AI Governance

Jaidi, N. M. S., & Cahyo, R. D. (2026). Adaptive Learning Berbasis Artificial Intelligence dalam Pendidikan Sains: Personalisasi Pembelajaran dan Literasi Sains. *RESET: Review of Education, Science, and Technology*, 2(1), 113–130. <https://doi.org/10.66031/reset.v2i1.683>

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 dalam keberlanjutan perusahaan dan lembaga keuangan karena berkaitan dengan kemampuan memenuhi kewajiban, mempertahankan likuiditas dan solvabilitas, menjaga kualitas aset, serta mempertahankan nilai ekonomi di tengah ketidakpastian. Risiko tersebut mencakup berbagai bentuk, antara lain risiko kredit, *financial distress*, kebangkrutan, *fraud*, risiko operasional, dan risiko sistemik. Karakteristik setiap risiko berbeda, tetapi keseluruhannya memiliki konsekuensi yang dapat memengaruhi keputusan kredit, investasi, alokasi modal, dan stabilitas institusi keuangan. Oleh karena itu, kemampuan mengidentifikasi dan memprediksi risiko secara dini menjadi bagian penting dalam pengelolaan risiko keuangan. Perkembangan penelitian menunjukkan bahwa *machine learning* (ML) semakin banyak digunakan untuk memperkuat kemampuan prediktif tersebut karena mampu memanfaatkan pola yang kompleks dari data keuangan maupun nonkeuangan (Shi et al., 2022; Tian et al., 2024; Valencia-Arias et al., 2025).

Kebutuhan terhadap pendekatan prediktif yang lebih adaptif semakin meningkat seiring transformasi digital sektor keuangan. Digitalisasi transaksi, perkembangan fintech, peningkatan penggunaan platform keuangan digital, serta ketersediaan data transaksi dan perilaku menghasilkan data dalam volume, kecepatan, dan keragaman yang semakin besar. Kondisi tersebut memperluas sumber informasi yang dapat digunakan dalam pengelolaan risiko, tetapi sekaligus meningkatkan kompleksitas analisis. Pendekatan konvensional yang bertumpu pada rasio keuangan, indikator historis, atau model statistik tetap memiliki nilai analitis, tetapi menghadapi tantangan ketika harus menangani data berdimensi tinggi, hubungan nonlinier, pola transaksi yang dinamis, serta sumber data nontradisional. Kajian sistematis mengenai *big data* dalam *financial risk management* menunjukkan bahwa integrasi *machine learning* dan pendekatan hibrida telah berkembang pada berbagai domain, termasuk *credit risk*, *fraud*, *systemic risk*, dan *operational risk*, meskipun penerapannya masih menghadapi persoalan validasi lapangan, konteks kelembagaan, dan tata kelola data (Theodorakopoulos et al., 2025).

Dalam perkembangan *artificial intelligence* (AI), ML menjadi salah satu pendekatan penting karena memungkinkan sistem mempelajari hubungan dan pola dari data untuk menghasilkan klasifikasi, estimasi, dan prediksi. Berbagai algoritma, seperti *decision tree*, *random forest*, *support vector machine*, *artificial neural network*, *gradient boosting*, dan metode *ensemble* telah digunakan dalam pengelolaan risiko keuangan. Pada lingkungan *internet finance*, misalnya, ML menunjukkan potensi dalam meningkatkan akurasi, efisiensi waktu, dan *robustness* prediksi dibandingkan pendekatan *credit scoring* tradisional, meskipun performa algoritma tetap dipengaruhi oleh karakteristik data, struktur model, parameter, dan konteks penerapannya. Temuan tersebut menunjukkan bahwa tidak terdapat satu algoritma yang secara universal paling unggul untuk seluruh

kondisi risiko keuangan, sehingga pemilihan model perlu disesuaikan dengan karakteristik data dan tujuan keputusan (Tian et al., 2024; Shi et al., 2022; Montevechi et al., 2024).

Penerapan ML dalam risiko keuangan berkembang pada sejumlah domain. Risiko kredit merupakan salah satu bidang yang paling banyak dikaji karena ML dapat digunakan untuk memperkirakan probabilitas gagal bayar dan meningkatkan proses *credit scoring*. Kajian sistematis menunjukkan bahwa perkembangan ML dalam *credit risk* mencakup beragam algoritma, karakteristik *dataset*, metode pembelajaran, dan strategi pemodelan, sementara penelitian yang lebih baru juga menekankan pentingnya pemilihan fitur, kualitas data, ketidakseimbangan kelas, serta interpretabilitas model (Shi et al., 2022; Noriega et al., 2023; Zhang & Yu, 2024; Montevechi et al., 2024; Ayari et al., 2026). Pada tingkat korporasi, ML juga digunakan untuk memprediksi *financial distress* dan kebangkrutan dengan memanfaatkan informasi keuangan dan nonkeuangan. Kajian mengenai *financial distress* dan *bankruptcy* menunjukkan bahwa perkembangan metode ML telah memperluas kemampuan identifikasi kondisi keuangan perusahaan melalui berbagai algoritma klasifikasi dan pendekatan prediktif (El Madou et al., 2024; Dasilas & Rigani, 2024; Zhao et al., 2024). Penelitian empiris juga menunjukkan bahwa informasi tekstual dari laporan tahunan dapat melengkapi variabel keuangan dalam meningkatkan kemampuan model untuk memprediksi kebangkrutan (Chen et al., 2023).

Perluasan penggunaan ML juga terlihat pada lingkungan keuangan digital dan risiko yang bersifat lebih luas. Dalam ekosistem fintech dan *internet finance*, ML digunakan untuk mendeteksi pola risiko dari data transaksi dan aktivitas digital, sedangkan pada *financial fraud*, teknik ML digunakan untuk mengidentifikasi pola transaksi atau karakteristik yang mengindikasikan kecurangan. Kajian literatur menunjukkan bahwa penerapan ML dalam *fraud detection* telah berkembang seiring meningkatnya volume dan kompleksitas data keuangan digital (Hernandez Aros et al., 2024). Pada tingkat yang lebih luas, ML juga mulai digunakan untuk memprediksi *systemic risk* dengan mempertimbangkan keterhubungan antarlembaga dan karakteristik jaringan keuangan. Dengan demikian, cakupan penerapan ML telah bergerak dari prediksi risiko pada tingkat individu atau perusahaan menuju pemantauan risiko pada tingkat ekosistem keuangan (Wang et al., 2024; Yar & Usman, 2026). Perkembangan lintas domain tersebut memperlihatkan bahwa ML memiliki fleksibilitas dalam menangani karakteristik risiko dan sumber data yang berbeda, tetapi sekaligus menimbulkan kebutuhan untuk mengevaluasi konsistensi performanya pada berbagai konteks.

Meskipun memiliki kemampuan prediktif yang semakin berkembang, penggunaan ML dalam pengelolaan risiko keuangan tidak dapat dipahami semata-mata sebagai pengganti pendekatan konvensional atau sebagai jaminan peningkatan akurasi. Performa model sangat dipengaruhi oleh kualitas data, representativitas sampel, ketidakseimbangan kelas, pemilihan fitur, desain algoritma, serta proses validasi. Kajian mengenai *credit risk* menunjukkan bahwa karakteristik data dan metode

pembelajaran dapat memengaruhi hasil prediksi secara signifikan, sedangkan kajian *big data* dalam *financial risk management* menunjukkan bahwa bukti empiris masih terfragmentasi berdasarkan jenis risiko, sektor, wilayah, dan konteks organisasi (Zhang & Yu, 2024; Ayari et al., 2026; Theodorakopoulos et al., 2025). Kondisi tersebut menunjukkan bahwa akurasi pada *dataset* tertentu belum cukup untuk membuktikan bahwa suatu model akan tetap reliabel ketika diterapkan pada periode, institusi, atau kondisi ekonomi yang berbeda.

Persoalan reliabilitas juga berkaitan dengan generalisasi, *robustness*, dan perubahan karakteristik data. Model yang menghasilkan performa tinggi pada data historis dapat mengalami penurunan kinerja ketika menghadapi perubahan perilaku pengguna, kondisi ekonomi, struktur transaksi, atau distribusi data. Selain itu, penggunaan data yang tidak seimbang atau tidak representatif dapat menghasilkan prediksi yang bias dan meningkatkan kesalahan klasifikasi, terutama pada kejadian yang relatif jarang tetapi memiliki konsekuensi ekonomi besar. Oleh sebab itu, evaluasi model perlu mempertimbangkan lebih dari sekadar *accuracy*, termasuk *precision*, *recall*, *F1-score*, kemampuan generalisasi, stabilitas, dan *robustness* sesuai dengan karakteristik risiko yang diprediksi (Shi et al., 2022; Noriega et al., 2023; Theodorakopoulos et al., 2025). Perspektif tersebut penting karena kesalahan prediksi dalam keputusan keuangan tidak hanya merupakan persoalan statistik, tetapi dapat berimplikasi pada pemberian kredit, pengelolaan modal, investasi, dan mitigasi kerugian.

Persoalan berikutnya adalah interpretabilitas. Peningkatan kompleksitas model dapat menghasilkan hubungan prediktif yang sulit dijelaskan kepada manajemen, auditor, regulator, maupun pihak yang terdampak oleh keputusan. Kondisi tersebut menjadi penting dalam sektor keuangan karena keputusan yang dihasilkan model dapat memiliki konsekuensi ekonomi dan regulasi. *Explainable artificial intelligence* (XAI) berkembang sebagai pendekatan untuk meningkatkan transparansi dengan menjelaskan kontribusi variabel dan alasan di balik keluaran model. Kajian sistematis mengenai XAI dalam *finance* menunjukkan bahwa *explainability* banyak diterapkan pada *credit management*, *stock prediction*, dan *fraud detection*, dengan metode seperti *feature importance*, SHAP, dan pendekatan berbasis aturan. Namun, kebutuhan terhadap XAI tidak hanya berkaitan dengan kemampuan menjelaskan model, tetapi juga dengan kepercayaan, validasi, audit, dan akuntabilitas keputusan (Černevičienė & Kabašinskas, 2024; Weber et al., 2024). Perkembangan terbaru mengenai *model-agnostic XAI* juga menegaskan bahwa terdapat kebutuhan untuk menyeimbangkan *predictive performance*, *interpretability*, *scalability*, dan tuntutan kepatuhan dalam penerapan AI di bidang keuangan (Khan et al., 2025).

Selain interpretabilitas, penerapan ML dalam risiko keuangan berkaitan dengan keamanan data, privasi, bias algoritmik, dan tata kelola. Model ML membutuhkan akses terhadap data keuangan dan informasi pengguna yang dapat memiliki tingkat sensitivitas tinggi. Penggunaan data dalam skala

besar juga meningkatkan kebutuhan terhadap mekanisme pengendalian, dokumentasi, validasi, pemantauan, serta perlindungan terhadap penyalahgunaan data. Pada saat yang sama, keputusan algoritmik perlu ditempatkan dalam kerangka tata kelola yang memastikan adanya pembagian tanggung jawab, pengawasan manusia, transparansi, dan kepatuhan terhadap ketentuan yang berlaku. Kajian mengenai *AI governance* menunjukkan bahwa tata kelola tidak hanya menyangkut aspek teknis model, tetapi juga mencakup struktur tanggung jawab, proses pengawasan, dan mekanisme akuntabilitas sepanjang siklus hidup AI (Batool et al., 2025). Dalam konteks perbankan, isu etika AI juga berhubungan dengan privasi, *fairness*, transparansi, regulasi, dan perlindungan konsumen (Fundira & Mbohwa, 2025). Dengan demikian, keberhasilan ML dalam pengelolaan risiko keuangan perlu dipahami sebagai persoalan teknis sekaligus institusional.

Berdasarkan perkembangan tersebut, literatur mengenai ML dalam risiko keuangan telah berkembang secara luas, tetapi masih menunjukkan fragmentasi berdasarkan jenis risiko, karakteristik data, algoritma, dan konteks penerapan. Sebagian kajian berfokus pada *credit risk*, sebagian lainnya pada *financial distress* dan *bankruptcy*, sementara kajian lain membahas *fintech*, *fraud*, *systemic risk*, atau *explainability*. Kajian-kajian tersebut memberikan bukti penting mengenai kemampuan prediktif ML, tetapi hubungan antara performa prediksi, kualitas data, *robustness*, generalisasi, interpretabilitas, keamanan, dan tata kelola belum selalu ditempatkan dalam satu kerangka evaluasi yang terintegrasi. Kajian *big data* dalam *financial risk management* juga menunjukkan masih terbatasnya benchmarking lintas jenis risiko dan konteks organisasi serta perlunya validasi lapangan yang lebih kuat (Theodorakopoulos et al., 2025).

Berdasarkan kesenjangan tersebut, penelitian ini bertujuan melakukan tinjauan kritis terhadap penerapan *machine learning* sebagai teknologi cerdas untuk prediksi risiko keuangan dengan menganalisis (1) domain penerapan ML, (2) pendekatan dan perkembangan algoritmik, (3) manfaat dan kemampuan prediktif, serta (4) keterbatasan dan tantangan yang berkaitan dengan kualitas data, bias, generalisasi, *robustness*, interpretabilitas, keamanan, privasi, dan tata kelola. Kajian ini diarahkan bukan hanya untuk mengidentifikasi apakah ML mampu menghasilkan prediksi yang akurat, tetapi juga untuk memahami dalam kondisi apa prediksi tersebut dapat dipercaya dan bagaimana model dapat ditempatkan secara bertanggung jawab sebagai instrumen pendukung keputusan dalam pengelolaan risiko keuangan.

METODE

Penelitian ini menggunakan metode *Systematic Literature Review* (SLR) dengan pendekatan kualitatif-kritis untuk mengidentifikasi, memetakan, dan mengevaluasi perkembangan penerapan *machine learning* (ML) dalam prediksi dan pengelolaan risiko keuangan. Proses kajian mengikuti pedoman *Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses* (PRISMA) 2020 untuk memastikan proses identifikasi, seleksi, dan sintesis literatur dilakukan secara sistematis dan

transparan (Page et al., 2021). Kajian difokuskan pada literatur ilmiah yang diterbitkan pada periode 2021–2026 dan membahas penerapan ML atau *artificial intelligence* (AI) dalam risiko keuangan, meliputi *credit risk*, *financial distress*, kebangkrutan, *financial fraud*, risiko sistemik, serta perkembangan *explainable artificial intelligence* (XAI) dan tata kelola AI dalam konteks keuangan.

Pencarian literatur dilakukan menggunakan kombinasi kata kunci yang berkaitan dengan ML, AI, risiko keuangan, dan prediksi risiko, antara lain “*machine learning*” AND “*financial risk*”, “*machine learning*” AND “*credit risk*”, “*machine learning*” AND “*financial distress*”, “*machine learning*” AND “*bankruptcy prediction*”, “*machine learning*” AND “*financial fraud*”, “*machine learning*” AND “*systemic risk*”, serta “*explainable artificial intelligence*” AND “*finance*”. Kata kunci tersebut digunakan untuk menjangkau berbagai domain penerapan ML dalam risiko keuangan. Literatur dimasukkan apabila diterbitkan pada periode 2021–2026, membahas penerapan atau pengembangan ML/AI dalam risiko keuangan, berkaitan dengan salah satu domain risiko yang menjadi fokus penelitian, serta memiliki informasi yang memadai untuk dianalisis. Literatur mengenai XAI dan AI governance juga dipertimbangkan apabila berkaitan langsung dengan interpretabilitas, transparansi, akuntabilitas, atau tata kelola penerapan AI dalam keuangan. Literatur dikeluarkan apabila tidak berkaitan dengan fokus penelitian, tidak menyediakan informasi yang memadai, merupakan publikasi duplikat, atau membahas penerapan AI/ML pada bidang di luar konteks keuangan. Artikel Page et al. (2021) digunakan sebagai referensi metodologis untuk penerapan PRISMA 2020 dan tidak diperlakukan sebagai studi substantif mengenai risiko keuangan.

Proses seleksi literatur dilakukan melalui tahapan identifikasi, penyaringan judul dan abstrak, pemeriksaan kesesuaian isi, serta penetapan artikel yang memenuhi kriteria inklusi dengan mengikuti prinsip PRISMA 2020 (Page et al., 2021). Literatur terpilih kemudian dianalisis berdasarkan tahun publikasi, domain risiko, pendekatan dan algoritma ML, karakteristik data, tujuan prediksi, hasil utama, serta keterbatasan penerapan. Sintesis dilakukan secara tematik-kritis dengan mengelompokkan temuan berdasarkan perkembangan dan domain penerapan ML, pendekatan algoritmik, kemampuan prediktif, kualitas data dan bias, generalisasi dan *robustness*, interpretabilitas dan XAI, serta keamanan, privasi, etika, dan tata kelola. Literatur mengenai *credit risk* digunakan untuk menganalisis perkembangan prediksi risiko kredit (Shi et al., 2022; Montevechi et al., 2024; Ayari et al., 2026), sedangkan penelitian mengenai *financial distress*, kebangkrutan, fraud, dan risiko sistemik digunakan untuk memperluas pemetaan domain risiko (El Madou et al., 2024; Dasilas & Rigani, 2024). Aspek interpretabilitas, etika, dan tata kelola dianalisis berdasarkan kajian XAI dan AI governance (Weber et al., 2024; Batool et al., 2025; Fundira & Mbohwa, 2025).

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 (Valencia-Arias et al., 2025), integrasi *big data*, AI, dan ML sebagai bagian penting dari transformasi analitik *financial technology* (Theodorakopoulos et al., 2025). 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 (Shi et al., 2022), penerapan dalam asesmen risiko kredit pada konteks inklusi keuangan (Noriega et al., 2023). Lebih lanjut, ke *financial distress* dan kebangkrutan perusahaan melalui pendekatan prediktif berbasis ML (Theodorakopoulos et al., 2025; Dasilas & Rigani, 2024; Wang et al., 2024). Pada saat yang sama, cakupan penerapan bergerak ke ekosistem digital, meliputi *mobile payment*, *fintech*, keamanan siber, dan manajemen risiko berbasis *blockchain* (Tian et al., 2024; Theodorakopoulos et al., 2025; Hernandez Aros et al., 2024). Pada tingkat institusional, AI juga digunakan dalam asesmen dan manajemen risiko keuangan, termasuk sektor publik (Batoool et al., 2025; Fundira & Mbohwa, 2025; Batoool 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 (Shi et al., 2022; Noriega et al., 2023). 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 (Dasilas & Rigani, 2024). 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

(Theodorakopoulos et al., 2025), 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* (Theodorakopoulos et al., 2025), AI dan *blockchain* digunakan untuk memperkuat manajemen risiko rantai pasok (Theodorakopoulos et al., 2025). Lebih lanjut, perluasan penggunaan ML pada *cyber threat intelligence*, menandai semakin luasnya cakupan data dan objek risiko yang dianalisis (Hernandez Aros 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 (Černevičienė & Kabašinskas, 2024; Khan et al., 2025). 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.

1. 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.

2. Ringkasan Studi yang Ditinjau

Tabel 3. Ringkasan Literatur

Peneliti dan Tahun	Fokus Kajian	Pendekatan / Teknologi	Hasil/Kontribusi Utama
Shi et al. (2022)	Evaluasi risiko kredit	<i>Machine learning</i>	Mengidentifikasi beragam teknik ML yang digunakan untuk evaluasi dan prediksi risiko kredit serta menunjukkan perkembangan pendekatan algoritmik dalam domain tersebut.
Theodorakopoulos et al. (2025)	Manajemen risiko keuangan	<i>Machine learning</i>	Memetakan penerapan ML untuk berbagai fungsi manajemen risiko dan menunjukkan potensinya sebagai instrumen prediktif berbasis data.
Noriega et al. (2023)	Asesmen risiko kredit	AI dan ML	Menunjukkan potensi AI dan ML dalam meningkatkan asesmen risiko kredit, khususnya dalam mendukung inklusi keuangan.
Zhang & Yu (2024)	Risiko keuangan konsumen	Review risiko kredit konsumen	Menganalisis perkembangan metode klasifikasi, karakteristik data, dan metode pembelajaran dalam asesmen risiko kredit konsumen.
Valencia-Arias et al. (2025)	Perkembangan AI/ML dalam keuangan	Kajian bibliometrik	Memetakan pertumbuhan dan arah penelitian AI dan ML dalam keuangan, termasuk perkembangan pada bidang manajemen risiko.
Theodorakopoulos et al. (2025)	Etika AI dalam layanan perbankan	AI dan ethical governance	Menunjukkan pentingnya privasi, fairness, transparansi, regulasi, dan perlindungan konsumen dalam penerapan AI di perbankan.
Fundira & Mbohwa (2025)	Persepsi risiko layanan keuangan berbasis AI	AI	Menunjukkan bahwa persepsi risiko menjadi faktor penting dalam penerimaan layanan keuangan berbasis AI.
Batool et al. (2025)	Pemodelan risiko kredit	<i>Machine learning</i>	Mengkaji perkembangan pemodelan risiko kredit berbasis <i>machine learning</i> dan faktor yang memengaruhi pemilihan model.
Montevecchi et al. (2024)	Interpretabilitas model prediktif	<i>Explainable AI</i>	Menunjukkan pentingnya interpretabilitas dan transparansi dalam penerapan AI pada sektor keuangan.
Černevičienė & Kabašinskas (2024)	Interpretabilitas model prediktif	<i>Interpretable machine learning</i>	Menekankan pentingnya model ML yang dapat dijelaskan sebagai respons terhadap persoalan <i>black box</i> .

Theodorakopoulos et al. (2025)	Prediksi tren risiko keuangan perusahaan	<i>ML-ARIMA</i>	Menunjukkan bahwa pendekatan hibrida ML dan ARIMA dapat digunakan untuk memodelkan dan memprediksi perkembangan risiko keuangan perusahaan.
Wang et al. (2024)	Etika dan tata kelola AI dalam perbankan	<i>AI governance</i> dan etika	Menunjukkan pentingnya tata kelola, privasi, fairness, transparansi, dan perlindungan konsumen dalam penerapan AI di perbankan.
Fundira & Mbohwa (2025)	Deteksi <i>financial fraud</i>	<i>Machine learning</i>	Meninjau penerapan teknik ML untuk mendeteksi <i>financial fraud</i> dan perkembangan pendekatan yang digunakan.
Hernandez Aros et al. (2024)	<i>Explainable AI</i> dalam keuangan	Model-agnostic XAI	Mengkaji metode XAI yang dapat digunakan untuk meningkatkan interpretabilitas model AI dalam konteks keuangan.
Khan et al. (2025)	Interpretabilitas dan transparansi AI	<i>Explainable AI</i>	Memetakan pendekatan XAI untuk menjelaskan proses dan keluaran model AI yang kompleks.
Wang et al. (2024)	Tren penggunaan ML dalam sektor keuangan	AI dan ML	Menganalisis perkembangan penggunaan ML dalam sektor keuangan serta arah agenda penelitian yang berkembang.
Valencia-Arias et al. (2025)	Manajemen risiko keuangan digital	<i>Machine learning</i>	Mengkaji penerapan ML dalam pengelolaan risiko keuangan pada lingkungan internet finance.
Tian et al. (2024)	Risiko keuangan dan prediksi kredit	<i>Machine learning</i>	Mengkaji perkembangan ML untuk <i>credit risk prediction</i> dan faktor yang memengaruhi performa model.
Batool et al. (2025)	<i>AI governance</i>	<i>AI governance</i>	Menunjukkan pentingnya struktur tanggung jawab, pengawasan, dan akuntabilitas sepanjang siklus hidup AI.
Yar & Usman (2026)	Risiko kredit dan risiko sistemik	<i>Machine learning</i>	Mengkaji prediksi consumer loan default risk dan <i>systemic risk</i> menggunakan pendekatan ML.
Fundira & Mbohwa (2025)	<i>Financial distress</i> dan kebangkrutan	<i>Machine learning</i>	Mengkaji teknik ML dalam prediksi kebangkrutan dan perkembangan pendekatan yang digunakan.
Dasilas & Rigani (2024)	Prediksi risiko kebangkrutan perusahaan	<i>Machine learning</i>	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 (Shi et al., 2022; Theodorakopoulos et al., 2025; Theodorakopoulos et al., 2025). 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 (Noriega et al., 2023; Theodorakopoulos et al., 2025; Dasilas & Rigani, 2024). 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 (Černevičienė & Kabašinskas, 2024; Khan et al., 2025), sedangkan kajian mengenai AI dan risiko sistemik menunjukkan bahwa konsekuensi penggunaan teknologi dapat melampaui tingkat model individual (Wang 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.

3. 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 (Shi et al., 2022; Theodorakopoulos et al., 2025; Noriega et al., 2023; Dasilas & Rigani, 2024). 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 (Theodorakopoulos et al., 2025; Hernandez Aros 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 (Theodorakopoulos et al., 2025; Wang et al., 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 (Shi et al., 2022; Theodorakopoulos et al., 2025). 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 (Shi et al., 2022; Theodorakopoulos et al., 2025).
- (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 (Theodorakopoulos et al., 2025; Theodorakopoulos et al., 2025).
- (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 (Černevičienė & Kabašinskas, 2024; Khan et al., 2025).
- (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 (Batool et al., 2025; Fundira & Mbohwa, 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 (Batool et al., 2025; Wang et al., 2024; Batool 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

Ayari, H., Guetari, P. R., & Kraïem, P. N. (2026). Machine learning powered financial credit scoring: A systematic literature review. *Artificial Intelligence Review*, 59, 13. <https://doi.org/10.1007/s10462-025-11416-2>

- Batool, A., Zowghi, D., & Bano, M. (2025). AI governance: A systematic literature review. *AI and Ethics*, 5, 3265–3279. <https://doi.org/10.1007/s43681-024-00653-w>
- Chen, T.-K., Liao, H.-H., Chen, G.-D., Kang, W.-H., & Lin, Y.-C. (2023). Bankruptcy prediction using machine learning models with the text-based communicative value of annual reports. *Expert Systems with Applications*, 233, 120714. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.120714>
- Černevičienė, J., & Kabašinskas, A. (2024). Explainable artificial intelligence (XAI) in finance: A systematic literature review. *Artificial Intelligence Review*, 57, 216. <https://doi.org/10.1007/s10462-024-10854-8>
- Daga, A. T., Darma, V. P., Istiarsyah, I., Prabowo, J., Palupi, T. N., Husaein, A., Panjaitan, M. M. J., Desfita, V., Fatqurhohman, F., & Susetyo, A. M. (n.d.). *Smart learning ecosystem: Inovasi pembelajaran kolaboratif dan adaptif*. CV. Ihsan Cahaya Pustaka.
- Dasilas, A., & Rigani, A. (2024). Machine learning techniques in bankruptcy prediction: A systematic literature review. *Expert Systems with Applications*, 255, 124761. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.124761>
- El Madou, K., Marso, S., El Kharrim, M., & El Merouani, M. (2024). Evolutions in machine learning technology for financial distress prediction: A comprehensive review and comparative analysis. *Expert Systems*, 41(2), e13485. <https://doi.org/10.1111/exsy.13485>
- Fatqurhohman, F. (2026). Smart classroom dan pedagogi digital sebagai transformasi pembelajaran di pendidikan tinggi. *JINEA: Journal of Innovation in Education and Learning*, 2(2), 107–122. <https://doi.org/10.66031/jinea.v2i2.377>
- Fundira, M., & Mbohwa, C. (2025). AI ethics in banking services: A systematic and bibliometric review of regulatory and consumer perspectives. *Discover Artificial Intelligence*, 5, 319. <https://doi.org/10.1007/s44163-025-00432-4>
- Hernandez Aros, L., Bustamante Molano, L. X., Gutierrez-Portela, F., Moreno Hernandez, J. J., & Rodríguez Barrero, M. S. (2024). Financial fraud detection through the application of machine learning techniques: A literature review. *Humanities and Social Sciences Communications*, 11, 1130. <https://doi.org/10.1057/s41599-024-03606-0>
- Khan, F. S., Mazhar, S. S., Mazhar, K., et al. (2025). Model-agnostic explainable artificial intelligence methods in finance: A systematic review, recent developments, limitations, challenges and future directions. *Artificial Intelligence Review*, 58, 232. <https://doi.org/10.1007/s10462-025-11215-9>
- Montevechi, A. A., de Carvalho Miranda, R., Medeiros, A. L., & Montevechi, J. A. B. (2024). Advancing credit risk modelling with machine learning: A comprehensive review of the state-of-the-art. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 137, 109082. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2024.109082>

- Noriega, J. P., Rivera, L. A., & Herrera, J. A. (2023). Machine learning for credit risk prediction: A systematic literature review. *Data*, 8(11), 169. <https://doi.org/10.3390/data8110169>
- Page, M. J., McKenzie, J. E., Bossuyt, P. M., et al. (2021). The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ*, 372, n71. <https://doi.org/10.1136/bmj.n71>
- Saidi, S., Suryowati, E., Sholihah, U., & Fatqurhohman, F. (2025). Literature review on the role of school principals in the Society 5.0: Strategies and future challenges. *RESET: Review of Education, Science, and Technology*, 1(1), 55–64. <https://doi.org/10.66031/reset.v1i1.20>
- Shi, S., Tse, R., Luo, W., D'Addona, S., & Pau, G. (2022). Machine learning-driven credit risk: A systemic review. *Neural Computing and Applications*, 34, 14327–14339. <https://doi.org/10.1007/s00521-022-07472-2>
- 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>
- Theodorakopoulos, L., Theodoropoulou, A., & Bakalis, A. (2025). Big data in financial risk management: Evidence, advances, and open questions: A systematic review. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 8, 1658375. <https://doi.org/10.3389/frai.2025.1658375>
- Tian, X., Tian, Z., Khatib, S. F. A., & Wang, Y. (2024). Machine learning in internet financial risk management: A systematic literature review. *PLOS ONE*, 19(4), e0300195. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0300195>
- Valencia-Arias, A., Gaviria Rodríguez, D. Y., Verde Flores, L., et al. (2025). Use of machine learning in the financial sector: An analysis of trends and the research agenda. *Discover Artificial Intelligence*, 5, 280. <https://doi.org/10.1007/s44163-025-00539-8>
- Wang, G.-J., Chen, Y., Zhu, Y., & Xie, C. (2024). Systemic risk prediction using machine learning: Does network connectedness help prediction? *International Review of Financial Analysis*, 93, 103147. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2024.103147>
- Weber, P., Carl, K. V., & Hinz, O. (2024). Applications of explainable artificial intelligence in finance—A systematic review of finance, information systems, and computer science literature. *Management Review Quarterly*, 74, 867–907. <https://doi.org/10.1007/s11301-023-00320-0>
- Yar, A., & Usman, M. (2026). Predicting consumer loan default risk and systemic risk in financial institutions through machine learning techniques: A systematic literature review. *Journal of Modelling in Management*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1108/JM2-07-2025-0378>
- Zhang, X., & Yu, L. (2024). Consumer credit risk assessment: A review from the state-of-the-art classification algorithms, data traits, and learning methods. *Expert Systems with Applications*, 237, 121484. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.121484>

Zhao, J., Ouenniche, J., & De Smedt, J. (2024). Survey, classification and critical analysis of the literature on corporate bankruptcy and financial distress prediction. *Machine Learning with Applications*, 15, 100527. <https://doi.org/10.1016/j.mlwa.2024.100527>