CRÉDITO AO EMPREENDEDOR E DECISÕES ALGORÍTMICAS: UMA ANÁLISE SOBRE INCLUSÃO, VIESES E GOVERNANÇA

ENTREPRENEURIAL CREDIT AND ALGORITHMIC DECISIONS: AN ANALYSIS OF INCLUSION, BIAS, AND GOVERNANCE

EUBER CHAIA COTTA E SILVA
UNIVERSIDADE FUMEC

JUREMA SUELY DE ARAÚJO NERY RIBEIRO
UNIVERSIDADE FUMEC

RENATA DE SOUSA DA SILVA TOLENTINO

FREDERICO GIFFONI DE CARVALHO DUTRA

Comunicação:
O XIV SINGEP foi realizado em conjunto com a 14th Conferência Internacional do CIK (CYRUS Institute of Knowledge) e com a SPARK (Society for Promoting Academic Research and Knowledge), em formato híbrido, com sede presencial na UNINOVE - Universidade Nove de Julho, no Brasil.

Agradecimento à orgão de fomento:
O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES), por meio do Programa de Suporte à Pós-Graduação de Instituições de Ensino Particulares (PROSUP).

CRÉDITO AO EMPREENDEDOR E DECISÕES ALGORÍTMICAS: UMA ANÁLISE SOBRE INCLUSÃO, VIESES E GOVERNANÇA

Objetivo do estudo
Analisar como modelos algorítmicos de avaliação de crédito ampliam ou restringem a mobilização de recursos por empreendedores pertencentes a grupos minorizados, mapeando tecnologias, dados, mecanismos de inclusão e exclusão e propondo um modelo conceitual integrador.

Relevância/originalidade
O estudo conecta finança empreendedora, assimetria informacional, justiça algorítmica e governança, deslocando o foco da acurácia média para os efeitos distributivos das decisões de crédito e para as condições contratuais efetivamente oferecidas a empreendedores pouco atendidos.

Metodologia/abordagem
Realizou-se revisão sistemática qualitativa, exploratória e descritiva, seguindo PRISMA 2020. Buscas em Scopus, Web of Science, SciELO e ScienceDirect cobriram 2016-2025. Após deduplicação, triagem e leitura integral, 35 estudos compuseram o corpus analisado tematicamente.

Principais resultados
Aprendizado de máquina, fintechs e dados alternativos podem ampliar acesso, mas ausência de rastros digitais, proxies, sub-representação e baixa explicabilidade podem reproduzir desvantagens. A inclusão depende também de avaliação por subgrupos, contestação e condições contratuais adequadas.

Contribuições teóricas/metodológicas
Propõe-se um modelo conceitual que integra mobilização de recursos, visibilidade informacional, avaliação algorítmica, governança e condições do crédito, oferecendo uma estrutura para explicar como ganhos de eficiência podem coexistir com mecanismos de exclusão ou inclusão adversa.

Contribuições sociais/para a gestão
O modelo orienta instituições financeiras e formuladores de políticas a combinar qualidade de dados, métricas de justiça, explicações acionáveis, supervisão humana e contestação, favorecendo decisões de crédito mais inclusivas sem reduzir a análise à precisão preditiva.

Palavras-chave: Crédito Empreendedor, Decisões Algorítmicas, Inclusão Financeira, Justiça Algorítmica, Governança de IA

ENTREPRENEURIAL CREDIT AND ALGORITHMIC DECISIONS: AN ANALYSIS OF INCLUSION, BIAS, AND GOVERNANCE

Study purpose
Analyze how algorithmic credit assessment models expand or restrict resource mobilization for entrepreneurs from minoritized groups, mapping technologies, data, inclusion and exclusion mechanisms, and proposing an integrative conceptual model.

Relevance / originality
The study connects entrepreneurial finance, information asymmetry, algorithmic fairness, and governance, shifting attention from average accuracy toward the distributive effects of credit decisions and the contractual conditions actually offered to underserved entrepreneurs.

Methodology / approach
A qualitative, exploratory, and descriptive systematic review followed PRISMA 2020. Searches in Scopus, Web of Science, SciELO, and ScienceDirect covered 2016-2025. After deduplication, screening, and full-text assessment, 35 studies formed the thematically analyzed corpus.

Main results
Machine learning, fintech, and alternative data may expand access, while missing digital footprints, proxies, underrepresentation, and limited explainability can reproduce disadvantages. Inclusion also depends on subgroup assessment, contestability, and adequate contractual conditions.

Theoretical / methodological contributions
The study proposes a conceptual model integrating resource mobilization, informational visibility, algorithmic assessment, governance, and credit conditions, explaining how efficiency gains may coexist with mechanisms of exclusion or adverse inclusion.

Social / management contributions
The model supports financial institutions and policymakers in combining data quality, fairness metrics, actionable explanations, human oversight, and contestability, promoting more inclusive credit decisions without reducing evaluation to predictive accuracy.

Keywords: Entrepreneurial Credit, Algorithmic Decisions, Financial Inclusion, Algorithmic Fairness, AI Governance

CRÉDITO AO EMPREENDEDOR E DECISÕES ALGORÍTMICAS: UMA ANÁLISE SOBRE INCLUSÃO, VIESES E GOVERNANÇA

1 Introdução

O acesso ao crédito é estratégico ao processo empreendedor, pois viabiliza investimentos, estoques, contratação e sustentação do fluxo de caixa. Empreender exige mobilizar recursos sob incerteza e persuadir agentes externos a disponibilizá-los (Clough et al., 2019; Shane & Venkataraman, 2000), desafio particularmente relevante para micro, pequenas e médias empresas, frequentemente marcadas por históricos financeiros curtos e garantias limitadas (*International Finance Corporation*, 2017). A assimetria informacional amplia essa restrição: credores recorrem a sinais verificáveis para inferir risco, o que pode produzir racionamento quando tais informações não distinguem adequadamente os solicitantes (Berger & Udell, 1998; Stiglitz & Weiss, 1981).

A expansão de fintechs, bigtechs e infraestruturas digitais modificou esse processo. Modelos de aprendizado de máquina combinam dados tradicionais, transacionais e comportamentais para avaliar risco e condições de crédito. Dados alternativos podem ampliar a capacidade preditiva e alcançar solicitantes pouco atendidos pelo sistema convencional (Berg et al., 2020; Jagtiani & Lemieux, 2019), enquanto evidências associam o crédito fintech à disponibilidade de recursos e ao crescimento empreendedor (Hau et al., 2024; Palladino, 2021; Wang et al., 2025). Entretanto, sistemas algorítmicos também podem reproduzir desigualdades presentes nos dados e nas estruturas institucionais, inclusive por meio de proxies, sub-representação e erros de classificação desigualmente distribuídos (Barocas & Selbst, 2016; Fuster et al., 2022; Greenwald et al., 2024).

Neste estudo, grupos minorizados correspondem a coletividades submetidas a assimetrias persistentes de poder, reconhecimento e acesso a recursos, abrangendo, conforme os estudos analisados, mulheres, grupos racializados, migrantes, empreendedores informais, indivíduos de baixa renda, residentes de territórios periféricos e negócios sem histórico bancário. A literatura sobre esses grupos permanece fragmentada: enquanto uma corrente privilegia acurácia, risco e desempenho algorítmico, outra examina inclusão, justiça e efeitos sociais. Esses critérios podem divergir, pois melhor desempenho preditivo não implica necessariamente maior inclusão, assim como aprovação de crédito não assegura condições contratuais adequadas.

Diante dessa tensão, pergunta-se: **de que maneira os modelos algorítmicos de avaliação de crédito ampliam ou restringem a mobilização de recursos financeiros por empreendedores pertencentes a grupos minorizados?** O objetivo geral é analisar como esses modelos influenciam a inclusão financeira e a mobilização de recursos. Especificamente, busca-se: (i) mapear tecnologias, dados e contextos; (ii) identificar mecanismos de inclusão e exclusão; e (iii) propor um modelo conceitual integrador que articule mobilização de recursos, visibilidade informacional, avaliação algorítmica, governança e condições do crédito.

A principal contribuição teórica consiste na proposição do modelo conceitual integrador, conectando perspectivas geralmente isoladas (mobilização de recursos, assimetria informacional, avaliação algorítmica, governança e inclusão financeira) para explicar sistemicamente como esses elementos interagem na concessão de crédito ao empreendedor.

2 Referencial teórico

O referencial teórico organiza-se em torno dos pilares que conectam a finança empreendedora às decisões algorítmicas. Inicialmente, examinam-se a natureza do processo empreendedor e as dinâmicas de mobilização de recursos financeiros sob incerteza. Na sequência, discutem-se os problemas de assimetria informacional, racionamento de crédito e a produção de visibilidade por meio de dados alternativos. Em seguida, aborda-se a dimensão

sociotécnica das tecnologias digitais, integrando os conceitos de justiça algorítmica, explicabilidade e governança ao contexto do crédito. O capítulo encerra-se com uma síntese analítica que articula esses eixos para fundamentar a avaliação sistemática do estudo.

2.1 Processo empreendedor e mobilização de recursos

A pesquisa em empreendedorismo se organiza em torno da relação entre oportunidades, indivíduos e formas de exploração (Shane & Venkataraman, 2000). Essa relação é processual: uma oportunidade só se converte em ação quando o empreendedor reúne conhecimento, legitimidade, trabalho, redes e capital. A mobilização de recursos é, portanto, uma atividade constitutiva do empreendedorismo, e não apenas uma etapa administrativa posterior. A revisão de Clough et al. (2019) mostra que empreendedores recorrem a narrativas, sinalização, relações sociais e mecanismos de governança para obter recursos controlados por terceiros.

Credores avaliam o negócio e o empreendedor. Porte, idade da firma, setor, fluxo de caixa e garantias são combinados com características do proprietário, histórico de relacionamento e ambiente institucional. A consequência é que obstáculos atribuídos ao "risco do negócio" podem incorporar restrições estruturais anteriores à solicitação: informalidade induzida, baixa bancarização, concentração territorial de infraestrutura, segregação ocupacional e redes menos conectadas a agentes financeiros. O acesso ao crédito é uma janela analítica para observar como recursos privados e oportunidades empreendedoras são distribuídos.

A noção de mobilização também impede uma leitura binária. Receber ou não receber financiamento é apenas o primeiro limiar. Valor liberado, taxa, prazo, garantias, carência, velocidade e previsibilidade condicionam a utilidade do recurso. Um empréstimo aprovado com atraso pode não financiar o estoque necessário; uma linha de curto prazo pode pressionar o caixa de uma atividade sazonal; e um limite abaixo do solicitado pode inviabilizar escala. Por isso, resultados empreendedores, sobrevivência, inovação, receita, emprego e resiliência, precisam ser conectados às condições efetivas do contrato, e não apenas à decisão de aprovação.

2.2 Assimetria informacional, racionamento e visibilidade

A teoria do racionamento de crédito explica por que o ajuste via taxa de juros pode ser insuficiente sob assimetria informacional: taxas maiores alteram a composição dos solicitantes e seus incentivos, levando instituições a limitar a oferta de crédito (Stiglitz & Weiss, 1981). Para pequenas empresas, históricos limitados, volatilidade de receitas e ausência de demonstrações auditadas intensificam o problema, enquanto relacionamento bancário e informação contextual constituem respostas relevantes, porém custosas e pouco escaláveis (Berger & Udell, 1998).

Modelos digitais procuram converter rastros transacionais e comportamentais em sinais de risco. Pegadas digitais e dados alternativos podem complementar escores tradicionais e ampliar a diferenciação de solicitantes fora dos mecanismos convencionais (Berg et al., 2020; Jagtiani & Lemieux, 2019). Entretanto, maior visibilidade não implica necessariamente representação justa: conectividade, digitalização, formalização e acesso a plataformas condicionam a produção dos dados, fazendo com que baixa presença digital possa ser interpretada como risco.

Essa ambivalência aparece nas PMEs. Técnicas de aprendizado de máquina podem ampliar o escopo do *credit scoring* (Lextrait, 2023; Wang et al., 2021), enquanto ecossistemas BigTech e modelos voltados a comerciantes informais exploram novas fontes de informação para populações pouco atendidas (Huang et al., 2023; Kazimoto & Baadel, 2025). Seus resultados, contudo, dependem da composição da amostra, da definição de inadimplência e do contexto de aplicação.

2.3 Justiça algorítmica, explicabilidade e governança

Decisões algorítmicas são sociotécnicas, pois modelos, dados, objetivos institucionais, rotinas e normas interagem na produção dos resultados (Selbst et al., 2019). No crédito, modelos

frequentemente aprendem com contratos anteriormente aprovados, incorporando aos dados políticas históricas de aprovação, cobrança e renegociação. Desigualdades podem, assim, emergir de dados históricos, proxies, rótulos imperfeitos, sub-representação de grupos e critérios de decisão, mesmo sem intenção discriminatória explícita (Barocas & Selbst, 2016; Fuster et al., 2022; Bartlett et al., 2022).

Avaliar justiça também envolve um problema de medição. Comparações entre grupos exigem informações que nem sempre estão disponíveis, levando pesquisadores e reguladores a inferir atributos protegidos. Greenwald et al. (2024) demonstram que erros na predição racial podem afetar análises de crédito justo, evidenciando a necessidade de governança na coleta, proteção e utilização dessas informações.

Explicabilidade deve ser avaliada segundo sua finalidade. Modelos e técnicas interpretáveis podem tornar decisões mais compreensíveis e auditáveis (Rudin, 2019; Babaei et al., 2023), mas explicações somente são úteis quando permitem ao solicitante compreender fatores relevantes e, quando cabível, corrigir informações ou contestar decisões. Em pequenas empresas, confiança também depende da estabilidade e adequação das explicações ao contexto (Bitetto et al., 2024).

Governança conecta essas dimensões. O *AI Risk Management Framework* organiza a gestão em governar, mapear, medir e gerenciar (Tabassi, 2023). No crédito empreendedor, isso implica controlar proveniência e qualidade dos dados, avaliar desempenho entre subgrupos, definir supervisão humana, possibilitar contestação e monitorar alterações. Portanto, governança não constitui etapa posterior, mas elemento transversal que condiciona dados, objetivos, decisões e mecanismos de correção.

2.4 Síntese analítica

A articulação teórica sugere uma cadeia de cinco momentos: condições do empreendedor e do contexto; produção de visibilidade informacional; avaliação algorítmica; decisão e condições contratuais; e resultados para a ação empreendedora. A inclusão ocorre quando novos sinais reduzem incerteza sem converter vulnerabilidade em penalidade, e quando o crédito ofertado é oportuno e adequado. A exclusão pode ocorrer pela ausência de dados, por proxies, por erro desigualmente distribuído ou por contratos adversos. Em todos os momentos, governança define limites, controles e formas de reparação.

Com base nessa cadeia, quatro expectativas orientam a síntese. Primeiro, dados alternativos tendem a ampliar acesso quando aumentam a representação legítima de solicitantes com histórico curto. Segundo, ganhos médios de acurácia não garantem benefícios distribuídos e podem ocultar perdas de subgrupos. Terceiro, explicabilidade precisa estar associada a contestação e correção, e não somente a visualizações técnicas. Quarto, efeitos sobre empreendedorismo são mediados pelas condições do crédito. Essas expectativas funcionam como proposições analíticas para organizar a revisão.

Essa articulação evidencia que a literatura ainda carece de um modelo capaz de integrar, em uma única estrutura analítica, os processos de mobilização de recursos, produção de visibilidade informacional, avaliação algorítmica, governança e seus efeitos sobre a inclusão financeira. A partir dessa lacuna, este estudo propõe um modelo conceitual integrador que organiza essas relações e fundamenta a análise desenvolvida nas seções seguintes.

3 Metodologia

Esta seção apresenta os procedimentos metodológicos empregados na condução da revisão sistemática da literatura, estruturados em conformidade com as diretrizes e recomendações da declaração PRISMA 2020 (Page et al., 2021). O percurso investigativo detalha o delineamento da pesquisa, as fontes de informação consultadas e a estratégia de busca elaborada. Em seguida, descrevem-se os processos de organização, deduplicação e seleção que

consolidaram o corpus final de 35 estudos elegíveis, finalizando com as diretrizes adotadas para a extração, codificação e síntese qualitativa dos dados.

3.1 Delineamento e protocolo

Foi delineada uma revisão sistemática da literatura de caráter qualitativo, exploratório e descritivo. O protocolo foi estruturado antes da análise temática e registrou pergunta, objetivos, bases, período, campos, expressões de busca, critérios de elegibilidade, processo de deduplicação, variáveis de extração e estratégia de síntese. A comunicação do fluxo segue estritamente as diretrizes da declaração PRISMA 2020 (Page et al., 2021).

A opção pela revisão sistemática decorre da dispersão da literatura entre diferentes áreas do conhecimento, como empreendedorismo, finanças, ciência de dados, sistemas de informação e inteligência artificial. Essa característica dificulta a identificação de padrões e a comparação entre estudos quando se utilizam revisões narrativas convencionais. A adoção de um protocolo explícito contribui para reduzir a subjetividade do processo de seleção, documentar as decisões metodológicas e tornar a síntese das evidências mais transparente e passível de reprodução.

O recorte temporal abrange publicações de 2016 a 2025. O início do período captura a consolidação recente de fintechs, aprendizado de máquina e dados alternativos no crédito; 2026 foi excluído para evitar um ano incompleto. Foram considerados estudos em português, inglês ou espanhol que examinassem crédito, financiamento ou avaliação de risco em relação a empreendedores, proprietários de pequenos negócios, startups, microempresas, PMEs ou MPMEs. A unidade de interesse foi o mecanismo que conecta tecnologia, decisão de crédito e possibilidade de mobilização de recursos.

3.2 Fontes e estratégia de busca

As buscas principais foram executadas em Scopus, Web of Science (campo Topic) e SciELO. A ScienceDirect foi utilizada de modo complementar para ampliar a recuperação e conferir registros. Um teste piloto na EBSCO não foi incorporado ao conjunto quantitativo porque a composição de fontes e o formato de exportação não eram equivalentes ao protocolo principal. Também foram previstos rastreamento retrospectivo de referências e acompanhamento de citações para a etapa de leitura integral.

A estratégia combinou quatro blocos: população empreendedora, tecnologia algorítmica, crédito e inclusão/justiça. A expressão normalizada, adaptada à sintaxe e aos campos de cada base sem emprego de curingas, foi: (*entrepreneur OR entrepreneurs OR “business owner” OR “business owners” OR “small business” OR “small businesses” OR SME OR SMEs OR MSME OR MSMEs OR microenterprise OR microenterprises OR startup OR startups) AND (“artificial intelligence” OR “machine learning” OR algorithm OR algorithms OR “automated decision making” OR “credit scoring”) AND (credit OR lending OR loan OR loans OR financing OR finance) AND (bias OR fairness OR discrimination OR inclusion OR “financial inclusion” OR transparency OR explainability)*. As datas, filtros e arquivos RIS foram preservados para reprodutibilidade.

A construção da estratégia de busca buscou maximizar simultaneamente abrangência e especificidade. A combinação dos quatro blocos temáticos permitiu recuperar estudos que tratam da interação entre empreendedorismo, inteligência artificial, concessão de crédito e inclusão financeira, reduzindo a recuperação de publicações que abordassem apenas um desses elementos de forma isolada. A adaptação da expressão de busca à sintaxe de cada base preservou o significado lógico da estratégia original e buscou garantir consistência entre as diferentes fontes consultadas, favorecendo a transparência, a rastreabilidade e a reprodutibilidade do processo de identificação dos estudos.

Para garantir o alinhamento com a pergunta de pesquisa e manter a consistência na seleção dos estudos, foram definidos critérios objetivos de inclusão e exclusão. Esses critérios orientaram tanto a triagem inicial de títulos e resumos quanto a avaliação em texto completo,

considerando dimensões temporais, populacionais, tecnológicas, de desfecho e de tipo documental. A Tabela 1 sintetiza os parâmetros aplicados no protocolo da revisão.

Tabela 1
Critérios de elegibilidade da revisão sistemática

Dimensão	Inclusão	Exclusão
Período e idioma	2016-2025; português, inglês ou espanhol.	Publicações de 2026; texto em outro idioma sem informação suficiente.
Objeto	Crédito, financiamento, empréstimo ou scoring relacionado a empreendedores, startups, microempresas, PMEs ou MPMEs.	Crédito exclusivamente ao consumidor, hipotecas ou grandes empresas sem relação com atividade empreendedora.
Tecnologia	IA, aprendizado de máquina, decisão automatizada, dados alternativos ou algoritmo de avaliação de crédito.	Análise financeira sem componente algorítmico pertinente.
Desfecho	Acesso, aprovação, condições, inclusão, justiça, viés, explicabilidade ou efeito empreendedor.	Predição sem conexão demonstrável com decisão de crédito ou mobilização de recursos.
Tipo documental	Artigo de periódico e trabalho completo em congresso com dados ou argumento analítico.	Editorial, resumo, notícia, capítulo não elegível, livro, patente ou documento sem texto recuperável.

3.3 Organização, deduplicação e seleção

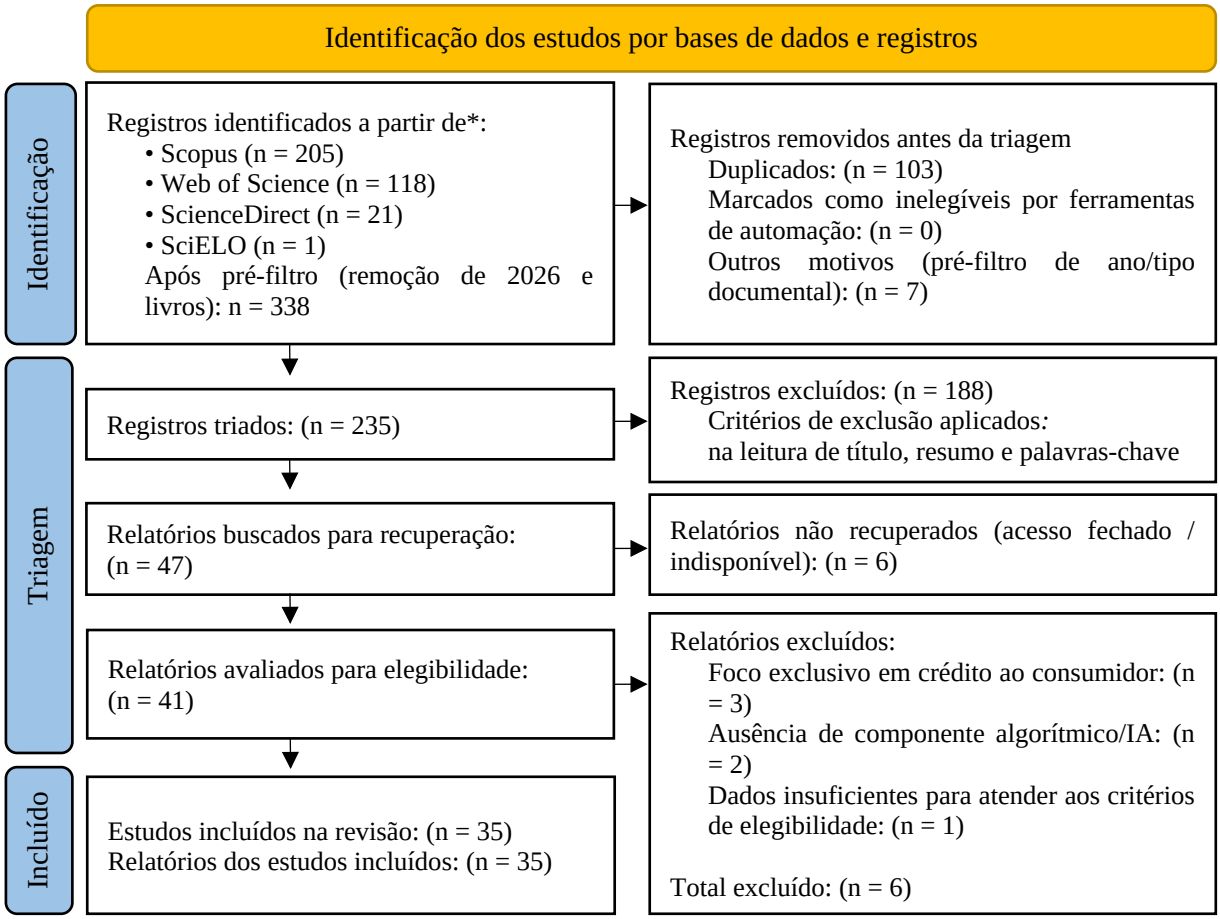
Os registros foram exportados em RIS e organizados em planilha auditável. A busca recuperou 345 registros: 205 na Scopus, 118 na Web of Science, 1 na SciELO e 21 na ScienceDirect. O pré-filtro removeu seis registros de 2026 e um livro, resultando em 338 registros. A deduplicação por DOI, título normalizado, autoria e ano identificou 103 duplicatas, restando 235 registros únicos. Título, resumo e palavras-chave foram avaliados de acordo com os critérios da Tabela 1.

A triagem inicial classificou 41 registros como “incluir”, 6 como “dúvida” e 188 como “excluir”. Na etapa seguinte, os 47 relatórios candidatos foram buscados para recuperação e avaliação em texto completo. Durante esse processo, 6 trabalhos não puderam ser recuperados devido a restrições de acesso às bases e bibliotecas contratadas, resultando em 41 estudos efetivamente submetidos à leitura integral. A análise aprofundada dos textos permitiu reaplicar rigorosamente os critérios de inclusão e exclusão previstos no protocolo da pesquisa, garantindo que apenas estudos alinhados ao escopo do trabalho fossem mantidos.

A leitura na íntegra resultou na exclusão de 6 estudos: 3 por abordarem exclusivamente o crédito ao consumidor sem relação com a atividade empreendedora, 2 por não utilizarem modelos algorítmicos ou de inteligência artificial na análise de risco e 1 por apresentar dados insuficientes para atender aos critérios de elegibilidade. Com isso, o corpus final da pesquisa foi consolidado em 35 estudos, cujos dados foram extraídos e submetidos à síntese qualitativa. Todo o percurso decisório está sintetizado no fluxograma PRISMA 2020 (Figura 1).

Figura 1

Fluxograma do processo de seleção dos estudos conforme o PRISMA 2020



Nota. Adaptado de Page et al. (2021), conforme PRISMA 2020.

3.4 Extração e análise

A matriz de extração estruturou-se em quatro eixos: (i) desenho, país, setor, perfil do empreendedor e grupo social; (ii) tecnologia, fontes de dados, variável-alvo, algoritmo e métricas de desempenho; (iii) resultados de acesso (aprovação, valor, preço, prazo, velocidade e impactos no negócio); e (iv) governança (representatividade, privacidade, justiça, explicabilidade, supervisão, contestação, auditoria e regulação). A avaliação de qualidade examinou a clareza do desenho, adequação amostral, validade das medidas, transparência do modelo e coerência das conclusões.

Nesta etapa, foram realizadas estatística descritiva e codificação lexical-temática dos 35 estudos selecionados. As categorias não são mutuamente exclusivas e indicam presença temática no corpus. A síntese interpretativa confronta esses sinais com o referencial teórico e com estudos centrais já verificados. Não foram produzidas metanálise, estimativas combinadas nem inferências sobre o efeito médio dos algoritmos.

4 Análise dos resultados e discussão

Este capítulo analisa as evidências do corpus de 35 estudos selecionados, confrontando os achados empíricos com as bases teóricas do estudo. A exposição organiza-se em cinco eixos encadeados. Inicialmente, mapeia-se o perfil bibliométrico e temático da produção. Na sequência, investigam-se o aprendizado de máquina e os dados alternativos sob a perspectiva da assimetria informacional. Em seguida, examinam-se os mecanismos de exclusão algorítmica

e os limites da acurácia média. Por fim, debate-se explicabilidade, contestação e governança, culminando na apresentação do modelo conceitual integrador proposto.

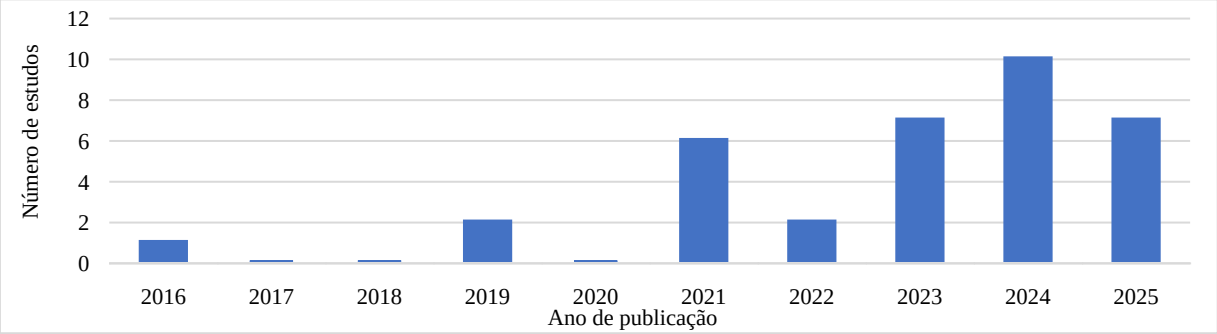
4.1 Perfil da produção analisada

O corpus final reúne 35 estudos, distribuídos entre artigos de periódicos e trabalhos completos de congresso. A composição confirma o caráter interdisciplinar e internacional do debate, articulando finanças, empreendedorismo, sistemas de informação e inteligência artificial. Como as bases apresentam sobreposição de indexação, os quantitativos por fonte são tratados no fluxo de identificação e deduplicação, evitando interpretar presença em base como característica substantiva do corpus.

A distribuição anual mostra uma consolidação recente do campo. Após um estudo em 2016 e dois em 2019, sem registros elegíveis em 2017, 2018 e 2020, a produção cresce de forma mais consistente a partir de 2021: 6 estudos em 2021, 2 em 2022, 7 em 2023, 10 em 2024 e 7 em 2025 (Figura 2). A concentração de 24 estudos entre 2023 e 2025 sugere maior maturidade e diversificação da agenda, que passa a articular desempenho e risco com temas como crédito fintech, inclusão financeira, explicabilidade e governança de inteligência artificial.

Figura 2

Distribuição anual dos estudos incluídos (2016-2025)



Nota. Distribuição elaborada a partir dos 35 estudos incluídos na revisão sistemática.

Quanto aos contextos, 30 registros apresentam marcadores de PMEs ou MPMEs; 15 se vinculam a economias emergentes ou em desenvolvimento; e 6 apresentam marcação de grupos minorizados ou pouco atendidos. Esses totais se sobrepõem. A diferença entre a forte concentração em pequenos negócios e a presença ainda restrita de marcadores sociais sustenta a lacuna central: o empreendedor aparece com frequência como unidade econômica, mas menos frequentemente como sujeito em relações de raça, gênero, território, renda ou informalidade.

Para além do mapeamento da produção, a Tabela 2 sintetiza o corpus consolidado dos 35 estudos selecionados a partir do protocolo de busca e elegibilidade, especificando a autoria, ano de publicação, veículo de divulgação e o eixo temático central de cada investigação. Essa visão pormenorizada revela a pluralidade teórica e metodológica que fundamenta o campo.

A partir do inventário dos estudos, foi possível mensurar a frequência das abordagens da literatura e organizar os achados segundo dimensões analíticas. Para essa sistematização, os estudos foram classificados em marcadores relacionados à tecnologia empregada, às fontes de dados utilizadas, aos mecanismos de governança, aos contextos investigados e aos resultados associados ao acesso ao crédito e à avaliação de risco. Como um mesmo estudo pode abordar simultaneamente diferentes dimensões, as categorias adotadas não são mutuamente exclusivas. A Tabela 3 consolida essa síntese temática do corpus final, permitindo visualizar a concentração dos estudos em determinados enfoques e identificar aspectos menos explorados pela literatura.

Tabela 2

Mapeamento do corpus final dos 35 estudos

Nº	Estudo (Autor e Ano)	Veículo / Periódico	Eixo Temático Predominante
1	Palladino (2021)	J. Small Business & Entrepreneurship	PMEs / Crédito Digital
2	Wang et al. (2021)	Intl. Entrepreneurship & Mgmt. J.	Aprendizado de Máquina / PMEs
3	Babaei et al. (2023)	Journal of Economics and Business	Explicabilidade
4	Huang et al. (2023)	China Economic Review	Fintech / PMEs
5	Lextrait (2023)	Applied Economics	Aprendizado de Máquina / Scoring
6	Bitetto et al. (2024)	Rev. Quantitative Finance & Accounting	Desempenho e Risco
7	Y. Chen et al. (2024)	Expert Systems with Applications	Métricas de Justiça
8	Diniz et al. (2024)	MIS Quarterly	Grupos Minorizados / Justiça
9	Greenwald et al. (2024)	Journal of Financial Economics	Governança / Regulação
10	Hau et al. (2024)	The Journal of Finance	Acesso e Crescimento
11	Tigges et al. (2024)	Tech. Forecasting & Social Change	Fintech / Dados Alternativos
12	Kazimoto & Baadel (2025)	Human-Centric Intelligent Systems	Economias Emergentes / Inclusão
13	Wang et al. (2025)	Finance Research Letters	Acesso e Dinamismo
14	Li et al. (2016)	Expert Systems with Applications	Aprendizado de Máquina / Risco
15	Pasila (2019)	IEEE International Conference on Fuzzy Systems	Aprendizado de Máquina / PMEs
16	Damodaran et al. (2019)	ICD 2019	Crédito Digital / MPMEs
17	Rybakovas & Zigiene (2021)	ICTE 2021	IA / Acesso a Financiamento
18	Jiang (2021)	ACM International Conference Proceeding Series	IA / Risco de Crédito / PMEs
19	Malakauskas & Lakstutiene (2021a)	ICTE 2021	IA / Creditworthiness / PMEs
20	Malakauskas & Lakstutiene (2021b)	Engineering Economics	Aprendizado de Máquina / Risco
21	Zhang et al. (2022)	ICSP 2022	Redes Neurais / MPMEs
22	Shen (2022)	Lecture Notes in Computer Science	Explicabilidade / Fintech
23	Zhou et al. (2023)	International Review of Financial Analysis	Aprendizado de Máquina / Scoring
24	Abdullah et al. (2023)	J. Adv. Res. Appl. Sci. Eng. Technol.	Aprendizado de Máquina / Risco
25	Abedin et al. (2023)	Complex & Intelligent Systems	Aprendizado de Máquina / Risco
26	Rabbani et al. (2023)	International Jour. of Bus. Innov. and Research	P2P Lending / Fintech / PMEs
27	Zedda (2024)	Research in International Business and Finance	XGBoost / Scoring / PMEs
28	Huang et al. (2024)	Frontiers in Artif. Intelligence and Applications	Explicabilidade / PMEs
29	B. Chen et al. (2024)	Heliyon	Redes Neurais / Risco / MPMEs
30	Alsubaiei & Abdulla (2024)	SIBF 2024	Fintech / Creditworthiness / PMEs
31	Yang et al. (2025)	The Singapore Economic Review	Aprendizado de Máquina / Inclusão
32	Boumhidi & Marghich (2025)	Economics and Finance Letters	Aprend. de Máquina / Risco / PMEs
33	Khatri et al. (2025)	Enterprise Development & Microfinance	IA / Microfinanças / Inclusão
34	Babina et al. (2025)	Journal of Financial Economics	Open Banking / Crédito / PMEs
35	Shi et al. (2025)	Annals of Operations Research	Big Data / Creditworthiness / PMEs

Nota. Os estudos foram organizados segundo o eixo temático predominante identificado na análise do corpus.

Tabela 3

Marcadores temáticos no corpus final da revisão sistemática

Eixo	Marcador	Nº	Síntese analítica
Tecnologia	IA / aprendizado de máquina	30	Predomínio de modelos preditivos, redes neurais, ensembles e técnicas de IA aplicadas ao crédito.
Tecnologia	Fintech / crédito digital	12	Plataformas digitais, P2P, BigTech e open banking aparecem como infraestrutura de concessão e distribuição.
Dados	Dados alternativos / novas fontes de dados	5	Uso de dados transacionais, alternativos, open banking e big data para ampliar a visibilidade informacional.
Governança	Explicabilidade	4	Ênfase em interpretabilidade e explicações de decisões automatizadas de crédito.
Governança	Justiça, viés ou discriminação	6	Estudos abordam fairness, grupos vulnerabilizados, vieses e impactos distributivos.
Contexto	PMEs / MPMEs	30	Núcleo empírico predominante do corpus final.
Contexto	Economias emergentes	15	Presença relevante de estudos em China, África, Indonésia, Bahrain, Marrocos e outros contextos emergentes.
Contexto	Grupos minorizados / pouco atendidos	6	Subconjunto voltado a empreendedores negros, informais, microfinanças e populações historicamente pouco atendidas.
Resultado	Acesso / inclusão / crescimento	13	Avalia expansão do crédito, inclusão financeira, acesso a financiamento e efeitos sobre o empreendedorismo.
Resultado	Desempenho / risco / scoring	23	Acurácia, inadimplência, creditworthiness e classificação de risco permanecem desfechos dominantes.

Nota. As categorias não são mutuamente exclusivas; um estudo pode estar em mais de um marcador temático.

4.2 Tecnologias e dados: redução da assimetria ou nova fronteira de seleção?

Aprendizado de máquina é o marcador tecnológico mais frequente, presente em 30 estudos do corpus final. A literatura compara regressões, árvores, random forests, boosting, redes neurais e combinações de modelos, geralmente com foco em inadimplência ou classificação. O interesse por técnicas como LightGBM reflete a capacidade de capturar relações não lineares e interações em dados heterogêneos (Lextrait, 2023). Em micro e pequenas empresas chinesas, o credit scoring algorítmico é apresentado como alternativa para ampliar a avaliação de firmas com documentação limitada (Wang et al., 2021). O ganho técnico, contudo, é dependente do conjunto de validação e do limiar de decisão adotado.

Fintech e crédito digital aparecem em 12 estudos, evidenciando que o modelo não opera isoladamente: ele está embutido em uma plataforma que coleta dados, apresenta ofertas, executa verificações e administra pagamentos. A análise qualitativa de Tigges et al. (2024) mostra que a adoção de IA e dados alternativos modifica práticas de scoring e critérios de concessão. Palladino (2021) discute como fintechs transformam o financiamento de pequenos negócios, enquanto Hau et al. (2024) relacionam crédito fintech ao crescimento empreendedor. O mecanismo inclusivo combina menor custo de transação, maior velocidade e capacidade de observar atividade econômica fora dos arquivos convencionais.

Dados alternativos ou novas fontes de dados aparecem em 5 registros. Seu valor decorre de reduzir invisibilidade, mas o conceito abrange fontes muito diferentes. Dados de vendas e pagamentos mantêm relação mais direta com fluxo de caixa; localização, dispositivo ou comportamento de navegação podem introduzir proxies pouco compreensíveis. A legitimidade de uma variável não pode ser inferida apenas por seu poder preditivo. É necessário examinar finalidade, proporcionalidade, qualidade, possibilidade de correção e cobertura entre grupos.

Os achados permitem distinguir três mecanismos de inclusão. O primeiro é informacional: novos sinais reduzem incerteza para negócios sem histórico bancário. O segundo é operacional: automação reduz custo e tempo de análise, viabilizando tickets menores. O terceiro é distributivo: modelos podem identificar solicitantes de bom desempenho que regras tradicionais rejeitariam. Esses mecanismos só se convertem em inclusão quando a infraestrutura é acessível, os sinais guardam relação legítima com a capacidade de pagamento e os ganhos são avaliados em grupos relevantes.

4.3 Mecanismos de exclusão e limites da acurácia

A principal tensão da amostra é a coexistência de 13 registros de acesso, inclusão ou crescimento e 23 de desempenho, risco ou scoring. A sobreposição mostra que a literatura começa a relacionar as duas agendas, mas ainda privilegia resultados de desempenho e classificação. Um classificador mais acurado pode alterar os falsos negativos. Para empreendedores, falso negativo significa recusa ou oferta restrita a um negócio capaz de pagar; falso positivo pode levar a endividamento inadequado e intensificar mecanismos de cobrança.

O primeiro mecanismo de exclusão é a sub-representação. Grupos com menor presença no sistema formal geram menos observações e podem ter maior erro estatístico. O segundo é a dependência de proxies. Território, dispositivo, padrão de consumo e rede social podem se correlacionar a características protegidas ou desvantagens estruturais. O terceiro é a seletividade do rótulo: inadimplência é observada em quem recebeu crédito, de modo que decisões passadas moldam os dados futuros. O quarto é a retroalimentação: limites menores reduzem capacidade de investimento e podem reforçar o padrão que o modelo interpreta como menor potencial.

A literatura sobre disparidades no crédito demonstra que automação não garante neutralidade. Bartlett et al. (2022) encontram diferenças relevantes no mercado hipotecário mesmo em ambiente fintech; Fuster et al. (2022) mostram que modelos de aprendizado de máquina podem alterar disparidades por raça. Embora o crédito empresarial tenha desenho distinto, o mecanismo é pertinente: variáveis correlacionadas, erros de medição e escolhas de

objetivo transferem desigualdades para decisões padronizadas. Greenwald et al. (2024) acrescentam que até a mensuração regulatória pode ser afetada por erros na inferência de raça.

Outro limite é tratar inclusão como aumento agregado de aprovações. Um sistema pode ampliar volume e ainda concentrar benefícios em solicitantes mais digitalizados. Pode também produzir "inclusão adversa": crédito disponível, porém caro, curto ou desproporcional à capacidade de pagamento. A revisão deve, portanto, registrar termos do contrato e resultados posteriores. O trabalho de Hau et al. (2024) é relevante porque conecta crédito fintech a crescimento empreendedor, e Wang et al. (2025) aproxima uso de IA bancária e empreendedorismo urbano. Ainda são necessários desenhos que acompanhem sobrevivência, investimento, receita e emprego por grupo.

4.4 Explicabilidade, contestação e governança

Explicabilidade aparece em 4 registros. Embora quantitativamente restrita, sua presença é substantiva porque desloca a avaliação para além da acurácia. Babaei et al. (2023) propõem abordagens explicáveis para crédito fintech; Bitetto et al. (2024) questionam a confiança em modelos aplicados ao risco de pequenas empresas. Essas pesquisas avançam ao mostrar que desempenho precisa ser acompanhado de inteligibilidade. Para inclusão, contudo, é necessário avaliar quem recebe a explicação, em qual momento e com qual possibilidade de ação.

Uma explicação ao analista apoia a validação interna; ao empreendedor, deve permitir compreender a decisão e corrigir dados. Em grupos com menor letramento financeiro ou barreiras linguísticas, linguagem e canal também importam. A justificativa precisa distinguir fatores controláveis de condições estruturais, evitar recomendações enganosas e resguardar mecanismos contra fraudes. Esses requisitos mostram que explicabilidade é um desenho de comunicação e direitos, não apenas um gráfico de importância de variáveis.

A análise aponta menções a auditoria, regulação e governança, mas ressalta a escassez de estudos com marcadores explícitos de supervisão humana direta ou contestação procedimental. A assimetria é expressiva: a literatura discute como medir justiça e explicar previsões, mas dedica menor atenção ao que acontece quando o solicitante discorda, detecta dado incorreto ou é afetado por mudança de modelo. Sem revisão acessível e prazo compatível com a oportunidade, o direito de contestar pode ser apenas formal.

Y. Chen et al. (2024) mostram que medir justiça em classificações de crédito envolve escolhas sobre critérios e comparações. Nenhuma métrica isolada resolve todos os conflitos, especialmente quando taxas-base diferem. Por isso, a governança deve combinar métricas, análise de contexto, testes de sensibilidade e avaliação de danos. Desempenho por subgrupo, estabilidade temporal, qualidade de dados e impacto contratual precisam ser monitorados conjuntamente. A decisão de adotar um modelo deve registrar justificativas e limites de uso, e não apenas uma vantagem média sobre o benchmark.

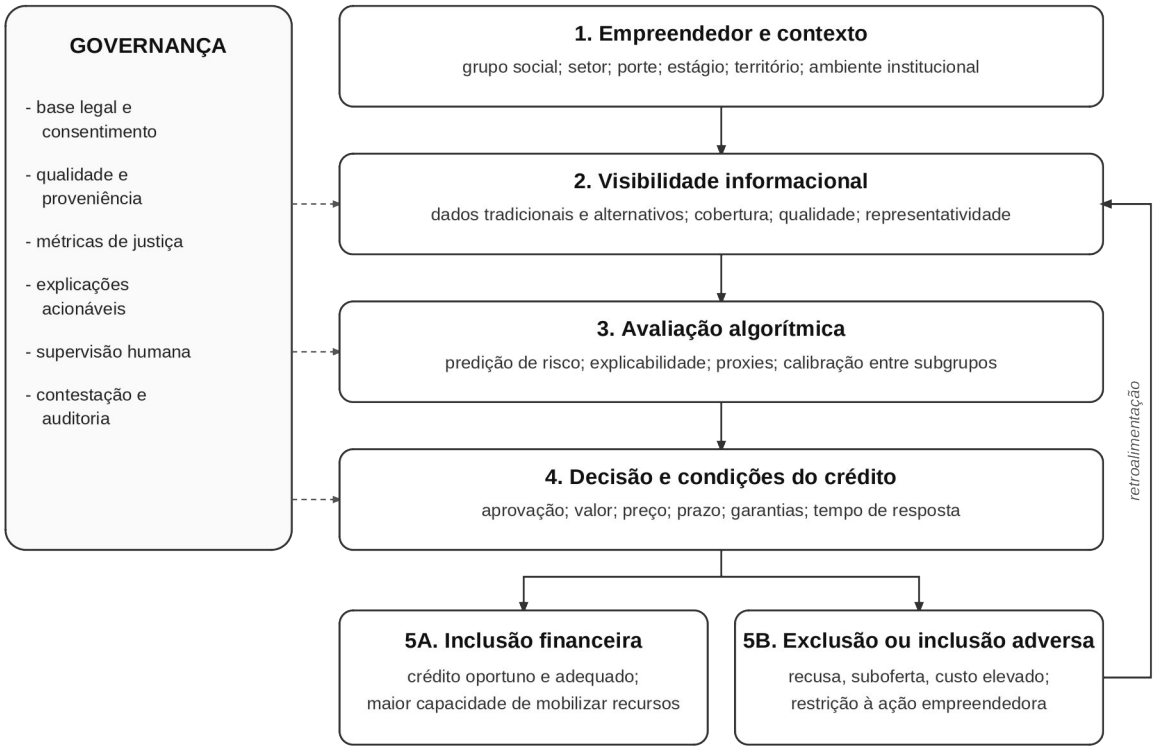
4.5 Modelo conceitual integrador

A Figura 3 apresenta o modelo conceitual integrador desenvolvido neste estudo. Diferentemente de uma simples síntese da literatura, o modelo organiza os principais mecanismos identificados na revisão sistemática em uma estrutura explicativa única, evidenciando como mobilização de recursos, visibilidade informacional, avaliação algorítmica, governança e condições do crédito interagem para produzir trajetórias de inclusão ou exclusão financeira no empreendedorismo.

O modelo evita dois reducionismos. O primeiro é tecnológico: inclusão não depende apenas do algoritmo, mas da infraestrutura que produz dados e da política que transforma escores em contratos. O segundo é binário: o desfecho não se limita a aprovado ou recusado. Inclusão financeira significa acesso oportuno, adequado e capaz de sustentar ação empreendedora; exclusão inclui recusa, invisibilidade, suboferta e condições adversas. A distinção permite conectar medidas técnicas a consequências organizacionais.

Figura 3

Modelo conceitual integrador proposto para a mobilização de recursos e inclusão financeira de empreendedores mediadas por inteligência artificial



Nota. Modelo conceitual integrador desenvolvido pelos autores a partir dos resultados da revisão sistemática.

A governança aparece como dimensão transversal porque intervém antes, durante e depois da decisão. Antes, define finalidade, base legal e proveniência. Durante, controla representatividade, desempenho, justiça e explicabilidade. Depois, organiza supervisão, contestação, auditoria e monitoramento. A retroalimentação explicita que decisões não apenas predizem o futuro: elas participam de sua produção. Negócios financiados podem crescer e gerar melhores registros; negócios restringidos podem permanecer pequenos e confirmar, de forma circular, avaliações anteriores.

Além de orientar futuras investigações, o modelo amplia o escopo da literatura ao reunir dimensões tradicionalmente analisadas de forma fragmentada. Dessa forma, constitui uma contribuição teórica capaz de apoiar tanto pesquisas empíricas quanto o desenvolvimento de modelos analíticos sobre crédito, inteligência artificial e empreendedorismo.

5 Considerações finais

O artigo analisou como modelos algorítmicos de avaliação de crédito podem ampliar ou restringir a mobilização de recursos por empreendedores pertencentes a grupos minorizados. A síntese mostra uma promessa real: aprendizado de máquina, fintechs e dados alternativos podem reduzir assimetria informacional, acelerar decisões e identificar capacidade de pagamento não captada por arquivos tradicionais. Em pequenos negócios, esses mecanismos podem viabilizar recursos antes economicamente inviáveis para instituições convencionais.

A mesma infraestrutura, porém, cria novas fronteiras de seleção. Ausência de rastros digitais, sub-representação, proxies, rótulos seletivos e baixa explicabilidade das decisões

algorítmicas podem reproduzir ou ampliar desvantagens. A concentração de 30 estudos em PMEs/MPMEs e de apenas 6 com marcação explícita de grupos minorizados ou pouco atendidos indica que a literatura ainda examina com mais frequência o desempenho do negócio abstrato do que a posição social do empreendedor. A concentração das publicações entre 2023 e 2025 torna essa lacuna mais relevante.

Os mecanismos identificados sugerem que a inclusão depende de quatro condições combinadas: visibilidade informacional legítima; desempenho avaliado por subgrupos; explicações acionáveis associadas a contestação; e oferta contratual adequada à oportunidade. Acurácia média é necessária, mas insuficiente. Métricas de justiça também não substituem julgamento institucional, participação dos grupos afetados e monitoramento das consequências. Governança deve acompanhar todo o ciclo, incluindo a correção de dados e a revisão humana com autoridade definida.

A principal contribuição teórica deste estudo reside na proposição de um modelo conceitual integrador que explica, de maneira sistêmica, como mobilização de recursos, visibilidade informacional, avaliação algorítmica, governança e condições contratuais se articulam para influenciar a inclusão financeira de empreendedores. Ao integrar essas dimensões em uma única estrutura analítica, o modelo amplia a capacidade explicativa da literatura sobre empreendedorismo, inteligência artificial e concessão de crédito, oferecendo uma base para futuras pesquisas empíricas e para o desenvolvimento de práticas de governança em sistemas de decisão algorítmica.

As limitações do estudo decorrem dos recortes do protocolo. Embora a revisão tenha percorrido todas as etapas sistemáticas e analisado 35 estudos, a exclusão de 2026 e a seleção de idiomas podem ter deixado de fora contribuições recentes. Há também uma concentração em bases de dados internacionais e literatura em inglês, o que sugere que pesquisas futuras devem ampliar a busca por literaturas regionais e empíricas aplicadas a contextos locais.

A agenda futura deve priorizar estudos longitudinais, comparações interseccionais, experimentos sobre políticas de contestação e indicadores que conectem o crédito à sobrevivência, ao crescimento, à inovação e ao emprego. Também deve examinar a inclusão adversa e a participação dos grupos afetados no desenho dos sistemas. O desafio central não é apenas tornar os algoritmos mais precisos, mas construir processos decisórios que ampliem a capacidade empreendedora sem converter desigualdades históricas em sinais de risco.

Referências

Abdullah, S., Othman, Z., & Mohamad, R. (2023). Predicting the risk of SME loan repayment using AI technology-machine learning techniques: A perspective of Malaysian financing institutions. *Journal of Advanced Research in Applied Sciences and Engineering Technology*, *31*(2), 320–326. https://doi.org/10.37934/araset.31.2.320326

Abedin, M. Z., Guotai, C., Hajek, P., & Zhang, T. (2023). Combining weighted SMOTE with ensemble learning for the class-imbalanced prediction of small business credit risk. *Complex & Intelligent Systems*, *9*(4), 3559–3579. https://doi.org/10.1007/s40747-021-00614-4

Alsubaiei, M. N., & Abdulla, Y. (2024). Fintech innovations in assessing SME creditworthiness in Bahrain. In *2024 International Conference on Sustainable Islamic Business and Finance (SIBF)*. IEEE. https://doi.org/10.1109/SIBF63788.2024.10883856

Babaei, G., Giudici, P., & Raffinetti, E. (2023). Explainable FinTech lending. *Journal of Economics and Business*, *125–126*, 106126. https://doi.org/10.1016/j.jeconbus.2023.106126

Babina, T., Bahaj, S., Buchak, G., De Marco, F., Foulis, A., Gornall, W., Mazzola, F., & Yu, T. (2025). Customer data access and fintech entry: Early evidence from open banking.

Journal of Financial Economics, *169*, 103950. https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2024.103950

Barocas, S., & Selbst, A. D. (2016). Big data's disparate impact. *California Law Review*, *104*(3), 671–732. https://doi.org/10.15779/Z38BG31

Bartlett, R., Morse, A., Stanton, R., & Wallace, N. (2022). Consumer-lending discrimination in the FinTech era. *Journal of Financial Economics*, *143*(1), 30–56. https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2021.05.047

Berg, T., Burg, V., Gombović, A., & Puri, M. (2020). On the rise of FinTechs—Credit scoring using digital footprints. *The Review of Financial Studies*, *33*(7), 2845–2897. https://doi.org/10.1093/rfs/hhz099

Berger, A. N., & Udell, G. F. (1998). The economics of small business finance: The roles of private equity and debt markets in the financial growth cycle. *Journal of Banking & Finance*, *22*(6–8), 613–673. https://doi.org/10.1016/S0378-4266(98)00038-7

Bitetto, A., Cerchiello, P., Filomeni, S., Tanda, A., & Tarantino, B. (2024). Can we trust machine learning to predict the credit risk of small businesses? *Review of Quantitative Finance and Accounting*, *63*(3), 925–954. https://doi.org/10.1007/s11156-024-01278-0

Boumhidi, J., & Marghich, A. (2025). A machine learning approach for credit risk assessment of SMEs: Evidence from Morocco. *Economics and Finance Letters*, *12*(4), 814–831. https://doi.org/10.18488/29.v12i4.4622

Chen, B., Jin, W., & Lu, H. (2024). Using a genetic backpropagation neural network model for credit risk assessment in the micro, small and medium-sized enterprises. *Heliyon*, *10*(14), e33516. https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e33516

Chen, Y., Giudici, P., Liu, K., & Raffinetti, E. (2024). Measuring fairness in credit ratings. *Expert Systems with Applications*, *258*, 125184. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.125184

Clough, D. R., Fang, T. P., Vissa, B., & Wu, A. (2019). Turning lead into gold: How do entrepreneurs mobilize resources to exploit opportunities? *Academy of Management Annals*, *13*(1), 240–271. https://doi.org/10.5465/annals.2016.0132

Damodaran, S., Kavin, S., Keerthi, K. U., Madhumathi, J., & Mythili, P. V. (2019). Empowering MSMEs through digital lending. In *2019 International Conference on Digitization (ICD)* (pp. 249–253). IEEE. https://doi.org/10.1109/ICD47981.2019.9105772

Diniz, E. H., Sanches, B. H., Pozzebon, M., & Luvizan, S. S. (2024). Do Black FinTechs matter? The long and winding road to develop inclusive algorithms for social justice. *MIS Quarterly*, *48*(4), 1721–1744. https://doi.org/10.25300/MISQ/2024/18288

Fuster, A., Goldsmith-Pinkham, P., Ramadorai, T., & Walther, A. (2022). Predictably unequal? The effects of machine learning on credit markets. *The Journal of Finance*, *77*(1), 5–47. https://doi.org/10.1111/jofi.13090

Greenwald, D. L., Howell, S. T., Li, C., & Yimfor, E. (2024). Regulatory arbitrage or random errors? Implications of race prediction algorithms in fair lending analysis. *Journal of Financial Economics*, *157*, 103857. https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2024.103857

Hau, H., Huang, Y., Lin, C., Shan, H., Sheng, Z., & Wei, L. (2024). FinTech credit and entrepreneurial growth. *The Journal of Finance*, *79*(5), 3309–3359. https://doi.org/10.1111/jofi.13384

Huang, B., Zhao, F., Tian, M., Zhang, D., Zhang, X., Wang, Z., Li, H., & Chen, B. (2024). Explainability of machine learning in credit risk assessment of SMEs. *Frontiers in Artificial Intelligence and Applications*, *385*, 165–176. https://doi.org/10.3233/FAIA240149

Huang, Y., Li, Z., Qiu, H., Tao, S., Wang, X., & Zhang, L. (2023). BigTech credit risk assessment for SMEs. *China Economic Review*, *81*, 102016. https://doi.org/10.1016/j.chieco.2023.102016

International Finance Corporation. (2017). *MSME finance gap: Assessment of the shortfalls and opportunities in financing micro, small, and medium enterprises in emerging markets*. World Bank Group. https://doi.org/10.1596/28881

Jagtiani, J., & Lemieux, C. (2019). The roles of alternative data and machine learning in FinTech lending: Evidence from the LendingClub consumer platform. *Financial Management*, *48*(4), 1009–1029. https://doi.org/10.1111/fima.12295

Jiang, L. (2021). Credit risk assessment method for small and medium-sized enterprises based on artificial intelligence. In *2021 3rd International Conference on Artificial Intelligence and Advanced Manufacture (AIAM)* (pp. 1564–1568). Association for Computing Machinery. https://doi.org/10.1145/3495018.3495441

Kazimoto, D., & Baadel, S. (2025). Empowering Africa's disfranchised SMEs: Machine learning-based credit scoring for informal African merchants. *Human-Centric Intelligent Systems*, *5*(3), 376–384. https://doi.org/10.1007/s44230-025-00105-6

Khatri, A., Alvi, A. M., Mariyum, S. S., Zhang, X., Bhandari, R. B., & Patil, B. K. (2025). AI-driven credit scoring in microfinance: Enhancing financial inclusion for SDG 5 and SDG 10. *Enterprise Development & Microfinance*, *35*(2), 164–177. https://doi.org/10.3362/edm.v35i2.565

Lextrait, B. (2023). Scaling up SMEs' credit scoring scope with LightGBM. *Applied Economics*, *55*(9), 925–943. https://doi.org/10.1080/00036846.2022.2095340

Li, K., Niskanen, J., Kolehmainen, M., & Niskanen, M. (2016). Financial innovation: Credit default hybrid model for SME lending. *Expert Systems with Applications*, *61*, 343–355. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2016.05.029

Malakauskas, A., & Lakstutiene, A. (2021a). The application of artificial intelligence tools in creditworthiness modelling for SME entities. In *2021 IEEE International Conference on Technology and Entrepreneurship (ICTE)* (pp. 1–6). IEEE. https://doi.org/10.1109/ICTE51655.2021.9584528

Malakauskas, A., & Lakstutiene, A. (2021b). Financial distress prediction for small and medium enterprises using machine learning techniques. *Engineering Economics*, *32*(1), 4–14. https://doi.org/10.5755/j01.ee.32.1.27382

Page, M. J., McKenzie, J. E., Bossuyt, P. M., Boutron, I., Hoffmann, T. C., Mulrow, C. D., Shamseer, L., Tetzlaff, J. M., Akl, E. A., Brennan, S. E., Chou, R., Glanville, J., Grimshaw, J. M., Hróbjartsson, A., Lalu, M. M., Li, T., Loder, E. W., Mayo-Wilson, E., McDonald, S., … Moher, D. (2021). The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ*, *372*, n71. https://doi.org/10.1136/bmj.n71

Palladino, L. M. (2021). The impacts of FinTech on small business borrowing. *Journal of Small Business & Entrepreneurship*, *33*(6), 639–661. https://doi.org/10.1080/08276331.2020.1796110

Pasila, F. (2019). Credit scoring modeling of Indonesian micro, small and medium enterprises using neuro-fuzzy algorithm. In *2019 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE)* (pp. 1–6). IEEE. https://doi.org/10.1109/FUZZ-IEEE.2019.8858841

Rabbani, M. R., Khan, S., & Atif, M. (2023). Machine learning-based P2P lending Islamic Fintech model for small and medium enterprises in Bahrain. *International Journal of Business Innovation and Research*, *30*(4), 565–579. https://doi.org/10.1504/IJBIR.2023.130079

Rudin, C. (2019). Stop explaining black box machine learning models for high stakes decisions and use interpretable models instead. *Nature Machine Intelligence*, *1*, 206–215. https://doi.org/10.1038/s42256-019-0048-x

Rybakovas, E., & Zigiene, G. (2021). Is artificial intelligence a magic pill enhancing SMEs access to finance? In *2021 IEEE International Conference on Technology and Entrepreneurship (ICTE)* (pp. 1–6). IEEE. https://doi.org/10.1109/ICTE51655.2021.9584833

Selbst, A. D., Boyd, D., Friedler, S. A., Venkatasubramanian, S., & Vertesi, J. (2019). Fairness and abstraction in sociotechnical systems. In *Proceedings of the 2019 Conference on Fairness, Accountability, and Transparency* (pp. 59–68). Association for Computing Machinery. https://doi.org/10.1145/3287560.3287598

Shane, S., & Venkataraman, S. (2000). The promise of entrepreneurship as a field of research. *Academy of Management Review*, *25*(1), 217–226. https://doi.org/10.5465/amr.2000.2791611

Shen, Y. (2022). Application of supplemental sampling and interpretable AI in credit scoring for Canadian fintechs: Methods and case studies. In *Advanced Data Mining and Applications* (Lecture Notes in Computer Science, Vol. 13725, pp. 3–14). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-22064-7_1

Shi, B. F., Bai, C. G., & Dong, Y. Z. (2025). A big data analytics method for assessing creditworthiness of SMEs: Fuzzy equifinality relationships analysis. *Annals of Operations Research*, *350*(2), 879–909. https://doi.org/10.1007/s10479-024-06054-w

Stiglitz, J. E., & Weiss, A. (1981). Credit rationing in markets with imperfect information. *The American Economic Review*, *71*(3), 393–410.

Tabassi, E. (2023). *Artificial intelligence risk management framework (AI RMF 1.0)* (NIST AI 100-1). National Institute of Standards and Technology. https://doi.org/10.6028/NIST.AI.100-1

Tigges, M., Mestwerdt, S., Tschirner, S., & Mauer, R. (2024). Who gets the money? A qualitative analysis of FinTech lending and credit scoring through the adoption of AI and alternative data. *Technological Forecasting and Social Change*, *205*, 123491. https://doi.org/10.1016/j.techfore.2024.123491

Wang, C., Fang, K., Zheng, C., Xu, H., & Li, Z. (2021). Credit scoring of micro and small entrepreneurial firms in China. *International Entrepreneurship and Management Journal*, *17*(1), 29–43. https://doi.org/10.1007/s11365-020-00685-8

Wang, D., Liang, Y., & Shen, X. (2025). Can artificial intelligence assist banks in improving city entrepreneurship? *Finance Research Letters*, *83*, 107721. https://doi.org/10.1016/j.frl.2025.107721

Yang, Z., Lin, J., Qian, Y., & Shu, L. (2025). Machine learning and financial inclusion: Evidence from credit risk assessment of small-business loans in China. *The Singapore Economic Review*. Advance online publication. https://doi.org/10.1142/S0217590825500286

Zedda, S. (2024). Credit scoring: Does XGBoost outperform logistic regression? A test on Italian SMEs. *Research in International Business and Finance*, *70*, 102397. https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2024.102397

Zhang, L., Wei, M., & Yi, Z. (2022). Credit decision system for micro, small and medium enterprises (MSMEs) based on neural network algorithm and nonlinear programming. In *2022 7th International Conference on Intelligent Computing and Signal Processing (ICSP)* (pp. 1500–1506). IEEE. https://doi.org/10.1109/ICSP54964.2022.9778636

Zhou, Y., Shen, L., & Ballester, L. (2023). A two-stage credit scoring model based on random forest: Evidence from Chinese small firms. *International Review of Financial Analysis*, *89*, 102755. https://doi.org/10.1016/j.irfa.2023.102755