



**UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA – UNB
FACULDADE DE DIREITO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM DIREITO – PPGD**

CRISTIANE FERREIRA KOVALSKI DE MOURA

**O RACISMO ALGORÍTMICO NO CRÉDITO PARA EMPREENDIMENTOS
NEGROS NO BRASIL: UMA ANÁLISE CONTEMPORÂNEA.**

**Brasília/DF
2025**

CRISTIANE FERREIRA KOVALSKI DE MOURA

**O RACISMO ALGORÍTMICO NO CRÉDITO PARA EMPREENDIMENTOS
NEGROS NO BRASIL: UMA ANÁLISE CONTEMPORÂNEA.**

Tese de doutorado submetida ao
Programa de Pós-Graduação em Direito
da Faculdade de Direito da Universidade
de Brasília (PPGD/UnB).

Orientador: Prof. Dr. Evandro C. P.
Duarte

Brasília
2025

PÁGINA RESERVADA À FICHA CATALOGRÁFICA

CRISTIANE FERREIRA KOVALSKI DE MOURA

**O RACISMO ALGORÍTMICO NO CRÉDITO PARA EMPREENDIMENTOS
NEGROS NO BRASIL: UMA ANÁLISE CONTEMPORÂNEA.**

Tese de doutorado submetida ao
Programa de Pós-Graduação em Direito
da Faculdade de Direito da Universidade
de Brasília – PPGD/UnB.

Aprovada em _____.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Evandro C. P. Duarte - Orientador (UnB)

Profa. Dra. Lívia Gimenes Dias da Fonseca (UnB)

Prof. Dr. Marcos Vinícius Lustosa Queiroz (Externo)

Prof. Dr. Rafael de Deus Garcia (Externo)

Prof. Dr. Fernando Nascimento dos Santos (Externo)

Romanos 8:28 diz: "E sabemos que todas as coisas contribuem juntamente para o bem daqueles que amam a Deus, daqueles que são chamados segundo o seu propósito".

AGRADECIMENTOS

Agradeço, primeiramente a Deus que me capacitou e me honrou para chegar até aqui. Não foi uma caminhada fácil mas Ele esteve sempre comigo.

Agradeço também à minha querida mãe, que em suas orações e palavras me incentivou a continuar esta jornada.

Agradeço a minha linda família, meu esposo Thiago e meus filhos Clara, Pedro e Mel que são a minha base de força e determinação.

Também agradeço a dois queridos amigos, Cíntia e André, que me incentivaram a não desistir e estiveram comigo em momentos especiais.

Agradeço aos professores, e todos aqueles que direta ou indiretamente fizeram parte desta trajetória.

E, agradeço a CAPES pela bolsa de estudos.

RESUMO

A presente tese investiga os efeitos do racismo algorítmico sobre os empreendimentos negros no Brasil, especialmente no acesso ao crédito, partindo do problema central: Dada a crescente utilização de algoritmos e sistemas automatizados na avaliação de crédito, como esses sistemas impactam negativamente os empreendimentos negros no Brasil, dificultando o acesso ao crédito e perpetuando o racismo estrutural? Esse questionamento orienta a análise das dinâmicas de exclusão racial incorporadas a sistemas de tomada de decisão automatizada, em diálogo com a bibliografia atual, incluindo as contribuições de Tarcízio Silva, Ruha Benjamin, Safiya Noble, Virginia Eubanks e pesquisas nacionais como as desenvolvidas pela FGV. Para responder ao problema, adotou-se uma metodologia de pesquisa teórica, baseada em revisão bibliográfica e análise crítica de obras, artigos científicos e relatórios institucionais. Essa abordagem permitiu examinar o racismo algorítmico enquanto forma contemporânea de racismo estrutural, articulando-o à realidade brasileira dos empreendimentos negros. A investigação teórica possibilitou também estabelecer conexões entre instituições financeiras, direito e relações raciais, construindo uma interseção inédita que revela como sistemas de *credit scoring* automatizados podem reforçar desigualdades históricas. Com isso, a tese alcança grau significativo de originalidade, oferecendo não apenas contribuições acadêmicas, mas também subsídios práticos para políticas públicas, estratégias regulatórias e ações institucionais que busquem democratizar o crédito e promover justiça racial. Como conclusão, a tese propõe estratégias políticas e regulatórias para enfrentar o racismo algorítmico no Brasil, incluindo a transparência e auditabilidade dos algoritmos, políticas públicas de inclusão financeira e a construção de modelos de dados mais justos. O estudo evidencia que combater o racismo algorítmico é essencial para democratizar o crédito e fortalecer um desenvolvimento econômico plural e inclusivo.

Palavras-Chaves: Racismo algoritmo, Empreendimentos negros, Avaliação de crédito, Acesso ao crédito.

ABSTRACT

This thesis investigates the effects of algorithmic racism on Black enterprises in Brazil, especially regarding access to credit, starting from the central problem: Given the increasing use of algorithms and automated systems in credit evaluation, how do these systems negatively impact Black enterprises in Brazil, hindering access to credit and perpetuating structural racism? This question guides the analysis of the dynamics of racial exclusion embedded in automated decision-making systems, in dialogue with current literature, including the contributions of Tarcízio Silva, Ruha Benjamin, Safiya Noble, Virginia Eubanks, and national research such as those developed by FGV. To address the problem, a theoretical research methodology was adopted, based on bibliographic review and critical analysis of books, scientific articles, and institutional reports. This approach made it possible to examine algorithmic racism as a contemporary form of structural racism, articulating it with the Brazilian reality of Black enterprises. The theoretical investigation also enabled the establishment of connections between financial institutions, law, and race relations, building an unprecedented intersection that reveals how automated credit scoring systems can reinforce historical inequalities. As a result, the thesis achieves a significant degree of originality, offering not only academic contributions but also practical inputs for public policies, regulatory strategies, and institutional actions aimed at democratizing credit and promoting racial justice. In conclusion, the thesis proposes political and regulatory strategies to confront algorithmic racism in Brazil, including algorithm transparency and auditability, public policies for financial inclusion, and the construction of fairer data models. The study highlights that combating algorithmic racism is essential to democratize credit and strengthen a plural and inclusive economic development.

Keywords: Algorithmic racismo, Black-owned businesses, *Credit assessment* ou *Credit evaluation*, Access to credit.

RESUMEN

La presente tesis investiga los efectos del racismo algorítmico sobre los emprendimientos negros en Brasil, especialmente en el acceso al crédito, partiendo del problema central: Dado el creciente uso de algoritmos y sistemas automatizados en la evaluación de crédito, ¿cómo impactan negativamente estos sistemas a los emprendimientos negros en Brasil, dificultando el acceso al crédito y perpetuando el racismo estructural? Este cuestionamiento orienta el análisis de las dinámicas de exclusión racial incorporadas a sistemas de toma de decisiones automatizadas, en diálogo con la bibliografía actual, incluyendo las contribuciones de Tarcízio Silva, Ruha Benjamin, Safiya Noble, Virginia Eubanks y investigaciones nacionales como las desarrolladas por la FGV. Para responder al problema, se adoptó una metodología de investigación teórica, basada en revisión bibliográfica y análisis crítico de obras, artículos científicos e informes institucionales. Este enfoque permitió examinar el racismo algorítmico como una forma contemporánea de racismo estructural, articulándolo con la realidad brasileña de los emprendimientos negros. La investigación teórica también posibilitó establecer conexiones entre instituciones financieras, derecho y relaciones raciales, construyendo una intersección inédita que revela cómo los sistemas de credit scoring automatizados pueden reforzar desigualdades históricas. Con ello, la tesis alcanza un grado significativo de originalidad, ofreciendo no solo contribuciones académicas, sino también insumos prácticos para políticas públicas, estrategias regulatorias y acciones institucionales que busquen democratizar el crédito y promover justicia racial. Como conclusión, la tesis propone estrategias políticas y regulatorias para enfrentar el racismo algorítmico en Brasil, incluyendo la transparencia y auditabilidad de los algoritmos, políticas públicas de inclusión financiera y la construcción de modelos de datos más justos. El estudio evidencia que combatir el racismo algorítmico es esencial para democratizar el crédito y fortalecer un desarrollo económico plural e inclusivo.

Palabras clave: Racismo algorítmico, Emprendimientos negros, *Evaluación crediticia* ou *Evaluación de crédito*, Acceso al crédito.

RÉSUMÉ

La présente thèse étudie les effets du racisme algorithmique sur les entreprises noires au Brésil, en particulier en ce qui concerne l'accès au crédit, à partir de la problématique centrale: Étant donné l'utilisation croissante d'algorithmes et de systèmes automatisés dans l'évaluation du crédit, comment ces systèmes affectent-ils négativement les entreprises noires au Brésil, en rendant plus difficile l'accès au crédit et en perpétuant le racisme structurel? Cette question oriente l'analyse des dynamiques d'exclusion raciale incorporées dans les systèmes de prise de décision automatisée, en dialogue avec la bibliographie actuelle, notamment les contributions de Tarcízio Silva, Ruha Benjamin, Safiya Noble, Virginia Eubanks, ainsi que des recherches nationales telles que celles développées par la FGV. Pour répondre à cette problématique, une méthodologie de recherche théorique a été adoptée, fondée sur une revue bibliographique et une analyse critique d'ouvrages, d'articles scientifiques et de rapports institutionnels. Cette approche a permis d'examiner le racisme algorithmique en tant que forme contemporaine de racisme structurel, en l'articulant à la réalité brésilienne des entreprises noires. L'investigation théorique a également rendu possible l'établissement de connexions entre institutions financières, droit et relations raciales, construisant une intersection inédite qui révèle comment les systèmes de credit scoring automatisés peuvent renforcer les inégalités historiques. Ainsi, la thèse atteint un degré significatif d'originalité, offrant non seulement des contributions académiques, mais également des apports pratiques pour les politiques publiques, les stratégies réglementaires et les actions institutionnelles visant à démocratiser le crédit et à promouvoir la justice raciale. En conclusion, la thèse propose des stratégies politiques et réglementaires pour affronter le racisme algorithmique au Brésil, incluant la transparence et l'auditabilité des algorithmes, des politiques publiques d'inclusion financière et la construction de modèles de données plus équitables. L'étude montre que combattre le racisme algorithmique est essentiel pour démocratiser le crédit et renforcer un développement économique pluriel et inclusif.

Mots-clés: Racisme algorithmique, *Entreprises noires* ou *Entrepreneuriat noir*, Évaluation de crédit, Accès au crédit.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Quadro 1: Conceitos de Racismo Algorítmico (Cronologia)

Quadro 2: Classificação dos indivíduos pelos algoritmos

Tabela 1: Mulheres negras no mercado de trabalho

Gráfico 1: Taxa de aprovação de crédito por grupo racial e gênero

Tabela 2: Resultados da Pesquisa Empírica de Latanya Sweeney (2013)

Quadro 3: Comparativo – Eubanks (2018) x Buolamwini (2018)

Tabela 3: Taxa de Erro na Classificação de Gênero por Sistema Comercial

Quadro 4: Exemplos de Tecnologias e Seus Impactos Raciais

Quadro 5: Principais Conclusões das Entrevistas e Observações

Quadro 6: Resumo das Conclusões do autor

Quadro 7: Resumo das obras de Tarcízio Silva

Figura 2: Etapas do planejamento e formalização de um negócio

Tabela 4: Movimentação Financeira das MPEs em 2022

Tabela 5: Distribuição Geográfica dos Empreendedores por Estado

Tabela 6: Distribuição dos MEIs por raça/cor

Tabela 7: Evolução do número de empreendedores por raça/cor (2013-2023)

Tabela 8: Distribuição percentual dos empreendedores por setor de atuação

Tabela 9: Escolaridade dos empreendedores por raça/cor

Tabela 10: Rendimento médio mensal dos empreendedores por raça/cor e gênero

Figura 3: Distribuição absoluta das EES

Quadro 8: Comparação entre as redes Afro e a *Black*

Tabela 11: Taxas de Aprovação de Crédito por Raça

Tabela 12: Taxas de Juros Aplicadas por Raça

Quadro 9: Principais Barreiras no Acesso ao Crédito para Negros

Quadro 10: Razões para dificuldade no acesso ao crédito

Quadro 11: Perfis sociais associados a maior risco de inadimplência

Quadro 12: Síntese das principais pesquisas sobre avaliação de crédito no Brasil

Tabela 13: Discrepância no acesso ao crédito entre empreendedores negros e brancos

Tabela 14: Indicadores de Crédito Sebrae e BCB (2012-2016)

Tabela 15: Distribuição do crédito concedido aos MEIs por tipo e setor

Quadro 13 – Próximas Ações Previstas no Plano de Trabalho

Sumário

INTRODUÇÃO.....	14
Capítulo 1: Compreendendo o Racismo Algorítmico	19
1.1 O Racismo Estrutural no Brasil: Uma Breve História.....	19
1.2. Estudos Nacionais e Internacionais sobre Racismo Algorítmico.....	25
Capítulo 2: Empreendimentos Negros no Brasil	52
2.1 Contextualização dos Empreendimentos Negros no Brasil.....	52
2.2 Do empreendedor ao empreendedorismo, formalização e informalidade.	55
2.2.1 O Empreendedor.....	55
2.2.2 Afroempreendedorismo e Empreendedorismo negro.....	61
2.3 Tipos de Empreendimentos e Setores de Atuação.....	67
2.4 Desafios Históricos e Políticas para enfrentamento	74
Capítulo 3: Crédito e Discriminação Algorítmica	86
3.1. Sistemas de Crédito e Algoritmos de Avaliação	87
3.1.1. Do crédito ao algoritmo, acesso e exclusões	87
3.2 Discussão acerca da regulação do uso de IA para análise de concessão de crédito	109
Considerações Finais	118
Referências	121

INTRODUÇÃO

Esta tese aborda um tema de extrema relevância, pois investiga o racismo algorítmico e seus efeitos sobre o empreendedorismo negro no Brasil, especialmente no acesso ao crédito. O trabalho dialoga de forma crítica com a bibliografia contemporânea, como as pesquisas da FGV, os estudos de Tarcízio Silva, as análises de Ruha Benjamin, entre outros autores nacionais e internacionais que vêm desvelando as formas pelas quais algoritmos reproduzem e intensificam desigualdades raciais. Essa base teórica sólida permite articular um quadro analítico que conecta tecnologia, finanças e justiça social.

Além disso, a pesquisa apresenta um grau significativo de ineditismo e singularidade, ao estabelecer uma interseção ainda pouco explorada entre instituições financeiras, direito e relações raciais. Ao evidenciar como mecanismos automatizados de concessão de crédito reforçam barreiras históricas impostas à população negra, a tese contribui para um debate urgente sobre regulação, transparência e políticas públicas de enfrentamento ao racismo estrutural em sua versão algorítmica. Trata-se, portanto, de uma contribuição acadêmica e prática de grande impacto, com potencial de influenciar não apenas a produção científica, mas também a formulação de estratégias institucionais e regulatórias no Brasil.

Este trabalho investiga o racismo algorítmico enfrentado por empreendimentos negros no Brasil na busca por crédito. Por meio de uma análise abrangente da literatura nacional e internacional, este estudo discute os impactos das tecnologias algorítmicas nas desigualdades raciais no acesso ao crédito. Pretende-se contribuir para a compreensão das dinâmicas discriminatórias em sistemas automatizados e analisar as possíveis soluções para a equidade financeira.

Nos últimos anos, as tecnologias algorítmicas têm se consolidado como ferramentas fundamentais para a gestão de grandes volumes de dados e para a tomada de decisões automatizadas em diferentes setores, especialmente no mercado financeiro. No entanto, essas ferramentas, frequentemente tratadas como neutras e objetivas, reproduzem e, muitas vezes, amplificam desigualdades raciais já existentes. O fenômeno conhecido como *racismo algorítmico* revela que a automação de decisões pode não apenas perpetuar preconceitos históricos, mas também criar novas formas de exclusão, atingindo com particular intensidade os empreendimentos negros.

As tecnologias algorítmicas são sistemas que utilizam algoritmos — instruções matemáticas e lógicas — para processar dados e executar tarefas com autonomia. No setor financeiro, esses algoritmos são utilizados para realizar análises preditivas, como concessão de crédito, definição de limites de cartão, taxas de juros personalizadas e classificação de risco de clientes (Goodfellow *et al.*, 2016). Um dos exemplos mais comuns é o *credit scoring*, que utiliza dados históricos e comportamentais dos solicitantes para prever sua probabilidade de inadimplência (Anderson, 2007).

Apesar dos avanços, os sistemas algorítmicos não são imunes a erros nem a vieses. Quando construídos com bases de dados desiguais, que refletem desigualdades sociais e raciais, esses sistemas podem produzir resultados discriminatórios. Isso é especialmente problemático quando a estrutura técnica dos algoritmos não é transparente, dificultando o controle e a responsabilização por possíveis danos causados (Pasquale, 2015).

O termo *racismo algorítmico* foi consolidado por autores como Safiya Umoja Noble (2018) e Ruha Benjamin (2019, p. 25) para descrever a forma como sistemas automatizados reproduzem práticas discriminatórias contra grupos racializados. Segundo Noble (2018), os algoritmos não apenas refletem, mas reforçam estereótipos raciais ao interpretar dados com base em padrões históricos e enviesados. Benjamin (2019, p. 21) complementa ao afirmar que as tecnologias operam como "códigos de opressão", disfarçados sob a aparência de neutralidade.

No Brasil, Tarcízio Silva (2022) destaca que o racismo algorítmico se manifesta, por exemplo, na forma como plataformas digitais moderam conteúdos, bloqueiam perfis e promovem engajamento, impactando negativamente empreendedores negros que dependem da visibilidade digital para sustentar seus negócios. Esses sistemas utilizam modelos treinados a partir de dados que invisibilizam ou criminalizam práticas culturais negras, gerando desvantagens competitivas.

Por isso, esta tese de doutorado busca responder a seguinte indagação: Dada a crescente utilização de algoritmos e sistemas automatizados na avaliação de crédito, como esses sistemas impactam negativamente os empreendimentos negros no Brasil, dificultando o acesso ao crédito e perpetuando o racismo estrutural?

Este estudo é relevante porque busca iluminar como o racismo algorítmico impacta empreendimento negros no Brasil, e contribui para a busca de práticas que promovam a justiça e a equidade no acesso ao crédito. A compreensão dos mecanismos de discriminação algorítmica é crucial para criar um ambiente econômico mais inclusivo e justo, beneficiando não apenas empreendedores negros, mas a sociedade como um todo.

O objetivo geral desta tese é investigar como o racismo algorítmico afeta o empreendimento negro no Brasil na busca por crédito, analisando as dinâmicas de discriminação racial embutidas em sistemas automatizados de avaliação de crédito.

Já os objetivos específicos são: discutir o racismo algorítmico como racismo estrutural; identificar e apresentar a categorização dos principais tipos de empreendimentos negros no Brasil; discutir os desafios enfrentados por esses empreendimentos no acesso ao crédito; discutir os impactos do racismo algorítmico no acesso ao crédito; discutir as possíveis estratégias políticas para o enfrentamento ao racismo algorítmico no Brasil.

Para abordar a questão de pesquisa proposta, será utilizada como método a pesquisa bibliográfica.

[...] elaborada a partir de material já publicado, constituído principalmente de: livros, revistas, publicações em periódicos e artigos científicos, jornais, boletins, monografias, dissertações, teses, material cartográfico, internet, com o objetivo de colocar o pesquisador em contato direto com todo material já escrito sobre o assunto da pesquisa. Na pesquisa bibliográfica, é importante que o pesquisador verifique a veracidade dos dados obtidos, observando as possíveis incoerências ou contradições que as obras possam apresentar (Prodanov; Freitas, 2013, p. 54)

A produção científica permeia todas as áreas do conhecimento, nela, encontramos diversas pesquisas já concluídas ou em andamento. Trata-se de um processo investigativo voltado a compreender, responder ou aprofundar questões relacionadas ao estudo de um fenômeno. Bastos e Keller (1995, p. 53) definem: “A pesquisa científica é uma investigação

metódica acerca de um determinado assunto com o objetivo de esclarecer aspectos em estudo”. Para Gil (2002, p. 17) “A pesquisa é requerida quando não se dispõe de informação suficiente para responder ao problema, ou então quando a informação disponível se encontra em tal estado de desordem que não pode ser adequadamente relacionada ao problema”.

A investigação científica compreende diversas modalidades, entre as quais se destaca a pesquisa bibliográfica. Inserida sobretudo no ambiente acadêmico, a pesquisa bibliográfica tem como propósito o aperfeiçoamento e a atualização do saber, a partir da análise e do exame crítico de produções já publicadas. Na pesquisa bibliográfica são utilizadas as fontes como livros, artigos científicos, teses, dissertações, anuários, revistas, leis e outros tipos de fontes escritas e publicadas. Para Fonseca (2002), a pesquisa bibliográfica, é realizada

[...] a partir do levantamento de referências teóricas já analisadas, e publicadas por meios escritos e eletrônicos, como livros, artigos científicos, páginas de web sites. Qualquer trabalho científico inicia-se com uma pesquisa bibliográfica, que permite ao pesquisador conhecer o que já se estudou sobre o assunto. Existem porém pesquisas científicas que se baseiam unicamente na pesquisa bibliográfica, procurando referências teóricas publicadas com o objetivo de recolher informações ou conhecimentos prévios sobre o problema a respeito do qual se procura a resposta (Fonseca, 2002, p. 32).

Ainda, também é utilizado na pesquisa o Método de Revisão Integrativa. A revisão integrativa é um método sistemático que permite a identificação, análise e síntese de conhecimentos sobre um determinado tema, combinando diferentes metodologias e tipos de estudos (Souza, Silva & Carvalho, 2010). Essa abordagem é ideal para compreender como a literatura científica e relatórios institucionais abordam a relação entre racismo algorítmico e acesso ao crédito. Ainda, “... é denominada integrativa porque fornece informações amplas sobre um assunto/problema, constituindo, assim, um abrangente corpo de conhecimento, de rigor metodológico” (Souza *et al*, 2017, p. 25).

Para Mendes, Silveira e Galvão (2008)

A revisão integrativa é um método de pesquisa que permite a busca, a avaliação crítica e a síntese das evidências disponíveis do tema investigado, sendo o seu produto final o estado atual do conhecimento do tema investigado, a implementação de intervenções efetivas [...], bem como a identificação de lacunas que direcionam para o desenvolvimento de futuras pesquisas” (p. 758).

Foi realizada a busca Sistemática da Literatura utilizando bases de dados como: *Scopus*, *Web of Science*, *SciELO*, *Google Scholar*, Repositórios de Teses (Capes, USP, UFRJ, UNICAMP) e publicações de órgãos oficiais. Estratégia de busca: uso de palavras-chave como:

- "Racismo algorítmico e crédito"
- "Discriminação algorítmica no setor financeiro"
- "Acesso ao crédito por empreendedores negros"
- "*Bias in credit scoring algorithms*"
- "*Algorithmic discrimination in finance*"

Extração e Categorização dos Dados. Organização dos estudos em tabelas comparativas contendo:

- Autores e Ano
- Metodologia utilizada

- Principais resultados
- Conclusões

Classificação das evidências em subtemas, como: Métodos de avaliação de crédito baseados em IA, evidências de viés racial em modelos preditivos, consequências do racismo algorítmico para empreendedores negros e estratégias para reduzir a discriminação algorítmica.

Foi feita a comparação entre estudos qualitativos e quantitativos sobre racismo algorítmico no setor financeiro. Também a identificação de limitações metodológicas e lacunas na literatura, além da discussão das implicações práticas e políticas públicas para mitigar o viés algorítmico. Ainda, foi feita a apresentação e discussão dos resultados por meio da construção de gráficos e tabelas para visualizar os dados coletados e discussão crítica à luz de referenciais teóricos sobre racismo estrutural, algoritmos preditivos e exclusão financeira.

Por fim, foi elaborada a conclusão da revisão com síntese das principais descobertas e propostas para futuras pesquisas e recomendações para a formulação de políticas públicas.

A tese está organizada em 3 (três) capítulos, além da introdução e da conclusão, conforme descrito a seguir:

Capítulo 1: Histórico do Racismo e o racismo algoritmo como estrutural no Brasil

Este capítulo oferece uma análise detalhada do histórico do racismo no Brasil, desde o período colonial até os dias atuais. Ele explora as raízes do racismo estrutural e introduz o conceito de racismo algorítmico, revisando a literatura nacional e internacional sobre o tema. Ele explora como algoritmos, muitas vezes considerados neutros, podem perpetuar preconceitos e desigualdades raciais

Capítulo 2: Empreendimentos Negros no Brasil

Neste capítulo, são mapeados e categorizados os tipos de empreendimentos negros no Brasil. A discussão abrange os desafios enfrentados por esses empreendimentos, com ênfase no acesso ao crédito e nas estratégias de resistência e resiliência desenvolvidas ao longo do tempo.

Capítulo 3: Crédito e Discriminação algorítmica

Este capítulo investiga especificamente como os algoritmos de avaliação de crédito discriminam empreendedores negros. São apresentados estudos de caso e análises de dados empíricos que demonstram as barreiras enfrentadas por esses empreendedores no acesso ao financiamento. Apresenta-se também as iniciativas de regulação do tema.

Considerações Finais

Nas Considerações Finais, apresenta-se uma síntese crítica dos principais achados desta pesquisa, com ênfase na conexão entre racismo algorítmico, acesso ao crédito e os desafios enfrentados por empreendimentos negros no Brasil. Nessa seção, são retomados o problema central e os objetivos da tese, destacando como foram alcançados e quais contribuições teóricas, metodológicas e práticas o trabalho oferece. Também são apresentadas as limitações do estudo e indicados caminhos futuros de investigação e de formulação de políticas públicas, de modo a

reforçar a relevância do enfrentamento ao racismo algorítmico como condição para democratizar o crédito e promover justiça racial.

Capítulo 1: Compreendendo o Racismo Algorítimo

O racismo no Brasil é um fenômeno estrutural, histórico e multifacetado, que se manifesta em diversas esferas da vida social. Herança do período colonial e da escravidão, ele não se limita a episódios de preconceito direto, mas perpassa as instituições, o mercado de trabalho, o acesso à educação, à saúde, ao crédito e, mais recentemente, ao ambiente digital. A falsa ideia de ¹democracia racial, amplamente difundida ao longo do século XX, contribuiu para naturalizar essas desigualdades, ao ocultar os mecanismos institucionais e simbólicos que mantêm a exclusão da população negra.

Sendo assim, o racismo não é um fenômeno periférico ou circunstancial: ele é estrutural, histórico e dinâmico. Manifesta-se nas instituições, nas práticas sociais e, hoje, também nas tecnologias digitais. A luta contra o racismo exige, portanto, uma abordagem crítica e interseccional, que vá além da denúncia pontual e proponha uma transformação profunda das estruturas sociais. Somente com políticas públicas comprometidas com a equidade, justiça racial e com a regulação ética das novas tecnologias será possível romper com os ciclos de exclusão e desigualdade que marcam a experiência da população negra no país.

1.1 O Racismo Estrutural no Brasil: Uma Breve História

A história do racismo no Brasil está profundamente enraizada na colonização e na escravidão. Durante o período colonial, milhões de africanos foram trazidos à força para o Brasil, formando a base da economia colonial por meio do trabalho escravo. Após a abolição da escravatura em 1888, a ausência de políticas efetivas de inclusão social resultou na perpetuação de desigualdades raciais que persistem até hoje. A escravidão moldou a sociedade brasileira, não apenas economicamente, mas também cultural e socialmente, criando um legado de racismo estrutural.

Para Almeida (2019)

“... o racismo é uma forma sistemática de discriminação que tem a raça como fundamento, e que se manifesta por meio de práticas conscientes ou inconscientes que culminam em desvantagens ou privilégios para indivíduos, a depender do grupo racial ao qual pertençam.” (p. 22).

Almeida parte de uma distinção metodológica rigorosa entre racismo individual, racismo institucional e racismo estrutural. Ele adverte que “institucional” e “estrutural” não são adjetivos retóricos, mas dimensões sociológicas distintas; confundi-las empobrece a análise e a política pública (o autor sublinha que “não são a mesma coisa e descrevem fenômenos distintos”). Para o autor, racismo estrutural, foco desta tese de doutorado, decorre da própria organização social, ou seja, do modo ordinário pelo qual se estabelecem as relações políticas, econômicas, jurídicas e até familiares, não podendo ser entendido como uma anomalia social nem como uma falha institucional.

Trata-se, portanto, de um fenômeno estrutural. As condutas individuais e as práticas institucionais derivam de uma sociedade em que o racismo constitui a regra, e não a exceção. Ele integra um processo social que se desenvolve “à revelia dos indivíduos e lhes surge como

¹ A democracia racial é um mito ideológico construído para manter a hegemonia branca e invisibilizar as desigualdades raciais no Brasil. (Munanga, 1999, p. 79).

herança da tradição”. Diante disso, além de adotar medidas que inibam a discriminação em níveis pessoais e institucionais, torna-se indispensável refletir sobre transformações profundas nas dinâmicas sociais, políticas e econômicas.

Segundo Almeida (2019), o racismo estrutural “não é um desvio, mas parte constitutiva da organização social”, manifestando-se nas dimensões econômica, política e ideológica, articulando-se com instituições e práticas cotidianas. Ele funciona como a base que possibilita o racismo individual (ações discriminatórias de pessoas) e o racismo institucional (práticas discriminatórias em instituições específicas).

Dessa forma, o termo racismo estrutural refere-se a uma forma de discriminação racial que está embutida na estrutura social, econômica, política e cultural de uma sociedade, de modo que os privilégios e as desigualdades raciais sejam reproduzidos por meio de instituições, políticas, normas e práticas cotidianas, ainda que muitos dos agentes envolvidos não percebam conscientemente esse funcionamento. O conceito histórico de racismo estrutural está ligado à evolução dos estudos sobre racismo institucional e sistêmico, a partir de meados do século XX, sobretudo nos países anglófonos, com autores como Stokely Carmichael e Charles V. Hamilton, que cunharam *institutional racism* no contexto do movimento dos direitos civis nos Estados Unidos.

Nesse sentido, racismo estrutural situa-se além do racismo individual — que envolve preconceito ou atitudes discriminatórias de pessoas singulares — e do racismo institucional — que foca nas práticas e políticas de uma instituição específica —, para abarcar as interações entre múltiplas instituições e normas sociais que, em conjunto, consolidam e perpetuam desigualdades raciais.

A teoria defendida por Almeida é que o racismo é sempre estrutural, sendo um elemento que se integra de forma inelutável na organização econômica e política da sociedade. Longe de ser um fenômeno patológico, ético ou psicológico, o racismo constitui a manifestação normal de uma sociedade, fornecendo a lógica, o sentido e a tecnologia para a reprodução das formas de desigualdade e violência que moldam a vida social. Ele traz ao debate conceitos e distinções importantes para elucidação do tema.

Para o autor, a raça não é um termo fixo ou estático, mas sim um conceito relacional e histórico, cujo sentido está atrelado às circunstâncias históricas em que é utilizado, envolvendo contingência, conflito, poder e decisão. Historicamente, a raça opera a partir de dois registros básicos que se entrecruzam: como característica biológica (atribuída por um traço físico, como a cor da pele) e como característica étnico-cultural (associada à origem geográfica, religião, língua ou costumes). O preconceito racial, por sua vez, é o juízo baseado em estereótipos sobre indivíduos pertencentes a um determinado grupo racializado (exemplo: considerar negros inconfiáveis). Já a discriminação racial é a atribuição de tratamento diferenciado a membros de grupos racialmente identificados, tendo o poder como seu requisito fundamental. O racismo, no entendimento estrutural, é a forma sistemática dessa discriminação.

O racismo, sendo um processo político, depende do poder estatal para sua reprodução sistêmica. O Estado moderno é, inevitavelmente, um Estado racista (abertamente segregacionista, como a Alemanha nazista ou a África do Sul até 1994) ou um Estado racial (determinado estruturalmente pela classificação racial), não havendo terceira opção.

A análise da relação entre Estado e racismo leva à discussão sobre como o poder estatal se manifesta sobre a vida e a morte. Michel Foucault demonstrou que, a partir do século XIX, a soberania passa a ser o poder de "fazer viver e deixar morrer" (biopoder). Contudo, o racismo torna-se o mecanismo indispensável para que o Estado, centrado no biopoder, possa exercer o poder da morte. O racismo cumpre, nesse contexto, a função de fragmentar a espécie humana, introduzindo hierarquias, e permite que se estabeleça uma relação positiva com a morte do outro. A morte do "degenerado" é vista como uma garantia para o desenvolvimento vigoroso da própria espécie.

Almeida traz ainda a crítica de Achille Mbembe com os conceitos de necropoder e necropolítica, que se aplicam particularmente às zonas coloniais e seus resquícios. Na necropolítica, a soberania se manifesta no exercício puro da morte, subjugando a vida ao poder de matar, frequentemente sob o manto de um estado de exceção permanente. Isso se materializa na ocupação militarizada do território, como Marielle Franco analisou nas Unidades de Polícia Pacificadora (UPP) no Rio de Janeiro. Tais políticas de segurança pública mantêm a lógica racista de ocupação e descarte da população pobre e negra, reforçando um Estado Penal

O racismo se perpetua não apenas pela força política, mas pela produção de um sistema de ideias que constitui subjetividades e naturaliza a desigualdade. A ideologia racista molda o inconsciente, de modo que o racismo não depende de uma ação consciente para existir. Ele é incessantemente reforçado pela indústria cultural, meios de comunicação e sistema educacional. A ideologia não é o reflexo da realidade material, mas a representação da relação que temos com essas relações concretas. No Brasil, a ideologia da democracia racial, que afirma a miscigenação como identidade nacional, é central para a modernização conservadora. Essa ideologia transforma a desigualdade racial em mera diversidade cultural, legitimando a violência e a desigualdade.

Um conceito crucial nesse contexto trazido por Almeida é a branquitude (ou supremacia branca). A branquitude é uma posição na qual sujeitos são sistematicamente privilegiados no acesso a recursos materiais e simbólicos. Ser branco no Brasil é uma construção social que se materializa na dominação, muitas vezes pela negação da própria identidade como raça, atribuindo a identidade racial apenas aos outros. O racismo funciona, então, como um "pacto narcísico" entre brancos, garantindo a autopreservação e a manutenção do grupo branco como referência da condição humana.

A meritocracia é outro discurso ideológico fundamental para a manutenção do racismo estrutural ao qual o autor se debruçou. Ela permite que a desigualdade racial (pobreza, desemprego) seja entendida como falta de mérito individual. A meritocracia se manifesta em mecanismos institucionais como concursos e processos seletivos, onde a desigualdade educacional, ligada à raça, reafirma o imaginário que associa competência e mérito à branquitude. No Brasil, o discurso meritocrático, aliado à negação do racismo, avaliza a desigualdade e a violência, dificultando a tomada de posições políticas efetivas por parte do Estado.

Para o autor, na esfera jurídica, o racismo estrutural se revela no papel do Direito como indutor da racialização e tecnologia de poder. Em regimes abertamente racistas, leis como as Leis de Nuremberg (Alemanha), as Leis Jim Crow (EUA) e o *apartheid* (África do Sul) estruturaram a segregação e o extermínio. O Direito, frequentemente, é incapaz de extinguir o racismo, servindo como narrativa *post factum* ou como fundamento retórico para o assassinato. A insistência na neutralidade racial (*colorblindness*) do judiciário, como observado na Suprema

Corte dos EUA, impede que o preconceito racial seja levado em conta em condenações, legitimando a reprodução do racismo. Embora a luta antirracista tenha conquistado avanços no campo jurídico, como o reconhecimento de ações afirmativas (discriminação positiva), a mera representatividade de minorias em espaços de poder não significa que o racismo tenha sido eliminado. A representatividade é institucional, não estrutural, pois "visibilidade negra não é poder negro".

Economicamente, o racismo se manifesta de forma objetiva na desigualdade e na divisão racial do trabalho. O racismo fornece a lógica para a superexploração do trabalho, que consiste no pagamento de remuneração abaixo do necessário para a reposição da força de trabalho. Este fenômeno é crucial para a acumulação capitalista, especialmente na periferia. A persistência do racismo no capitalismo não é um resquício da escravidão, mas sim uma manifestação das estruturas do capitalismo avançado. O racismo funciona como tecnologia de controle social que naturaliza o pagamento de salários mais baixos para trabalhadores minoritários. No Brasil, a tributação regressiva, que incide pesadamente sobre salário e consumo, torna-se um fator de empobrecimento da população negra, especialmente das mulheres.

O debate entre classe ou raça é um falso dilema. O racismo é um veículo importantíssimo para a divisão de classes e para os antagonismos sociais. A dominação de classe se realiza nas mais variadas formas de opressão racial e sexual, de modo que classe e raça são elementos socialmente sobredeterminados. Negar o racismo é obscurecer o modo como o capitalismo se organiza e, em momentos de crise, o racismo é um fator diversionista, direcionando o pânico social contra as minorias.

Em suma, a análise de Silvio Almeida demonstra que o racismo não é um erro corrigível por atos isolados, mas sim o fundamento organizador da sociabilidade capitalista. Ele se manifesta nas quatro esferas estruturais (ideologia, política, direito e economia) de maneira interligada e sistemática. A luta contra o racismo, portanto, exige mais do que a condenação moral ou a representatividade; demanda a transformação profunda das relações sociais, políticas e econômicas. O silêncio ou a negação do racismo inviabiliza a compreensão da realidade brasileira e impede a construção de um projeto nacional de desenvolvimento verdadeiramente fraterno, igualitário e democrático. A busca por uma nova sociedade é impossível sem que o racismo seja combatido como parte essencial do processo de exploração e opressão.

A sociedade brasileira é marcada por um racismo sistemático e deliberado, que busca a aniquilação cultural, social e física da população negra. As políticas de embranquecimento e a marginalização dos negros foram promovidas pelo Estado brasileiro ao longo do século XX, segundo apontado por Nascimento (1978). Para compreender plenamente como o racismo permeia as estruturas sociais, econômicas e políticas brasileiras, é necessário analisar o desenvolvimento histórico dessas práticas discriminatórias.

O sistema escravista era sustentado por uma ideologia racista que desumanizava os africanos e seus descendentes, justificando sua exploração através de construções pseudocientíficas de inferioridade racial. Esses discursos foram institucionalizados nas práticas legais e políticas da época, solidificando as bases do racismo estrutural que persistem até hoje.

Outro destaque relevante foi a abolição da escravidão e suas consequências. A abolição formal da escravidão no Brasil ocorreu em 1888 com a assinatura da Lei Áurea. No entanto, a abolição não foi acompanhada por políticas de integração ou compensação para os ex-escravos.

A abolição sem reformas sociais e econômicas significativas deixou os afro-brasileiros em uma situação de extrema vulnerabilidade. Desprovidos de terras, educação e acesso a oportunidades econômicas, muitos ex-escravos foram forçados a aceitar trabalhos precários e mal remunerados, perpetuando um ciclo de pobreza e exclusão social.

No século XX, a ideologia do branqueamento e o mito da democracia racial foram promovidos pelas elites brasileiras como uma forma de negar a existência do racismo. O conceito de democracia racial, popularizado por sociólogos como Gilberto Freyre (1933), sugeria que o Brasil havia superado suas divisões raciais através da miscigenação e da convivência pacífica entre diferentes grupos étnicos. No entanto, essa narrativa mascarava as profundas desigualdades e discriminações enfrentadas pela população negra.

Schwarcz (1993) argumenta que o mito da democracia racial serviu para desviar a atenção das políticas e práticas racistas que continuavam a marginalizar os afro-brasileiros. Essa ideologia permitiu que o racismo estrutural permanecesse intacto, ao mesmo tempo em que apresentava o Brasil como uma nação harmoniosa e igualitária.

Munanga (2004), afirma que essas políticas e teorias pseudocientíficas legitimaram a exclusão dos negros e a promoção da imigração europeia. O autor argumenta que o racismo científico criou uma base ideológica que justificava a marginalização contínua da população negra, perpetuando as desigualdades raciais.

Aí chegamos na era das políticas de ação afirmativa e os movimentos sociais. Nas últimas décadas, o Brasil tem feito progressos no reconhecimento e na tentativa de combater o racismo estrutural através de políticas de ação afirmativa e movimentos sociais. A implementação de cotas raciais em instituições de ensino e no serviço público representa um passo significativo para corrigir as desigualdades históricas. Segundo Carneiro (2011, p. 50), as políticas de ação afirmativa são essenciais para promover a inclusão social e econômica da população negra.

Apesar dos avanços, o racismo estrutural ainda é uma realidade no Brasil contemporâneo. As disparidades raciais permanecem evidentes em várias áreas, incluindo educação, saúde, emprego e justiça criminal. Os negros continuam a enfrentar barreiras significativas no acesso a oportunidades e recursos, e a violência policial contra jovens negros é um problema persistente.

Carneiro (2011, p. 30) destaca que o racismo estrutural é perpetuado através de práticas institucionais e culturais que normalizam a exclusão e a marginalização dos negros. Ela argumenta que é necessário um compromisso contínuo com a educação antirracista e a implementação de políticas públicas inclusivas para desafiar e dismantelar as estruturas racistas.

E foco desta pesquisa, temos o racismo algorítmico e a era digital. Na era digital, o racismo estrutural assume novas formas, manifestando-se através de tecnologias como algoritmos e inteligência artificial. Pesquisadores como Tarcízio Silva e Safiya Umoja Noble têm explorado como os algoritmos podem perpetuar e amplificar preconceitos raciais. Noble (2018), argumenta que os algoritmos de busca e outras tecnologias digitais muitas vezes refletem os vieses históricos e culturais que estão embutidos nos dados utilizados para treiná-los.

O racismo estrutural no Brasil é uma questão complexa e multifacetada, enraizada na história do país e perpetuada através de práticas institucionais e culturais. Desde a colonização e a escravidão até as políticas de branqueamento e o mito da democracia racial, o racismo tem moldado as relações sociais e econômicas no Brasil. Embora o país tenha feito progressos na promoção da igualdade racial através de políticas de ação afirmativa e movimentos sociais, as desigualdades persistem e assumem novas formas na era digital.

Para combater eficazmente o racismo estrutural, é necessário um compromisso contínuo com a justiça social, a educação antirracista e a implementação de políticas inclusivas. A compreensão crítica da história e das dinâmicas contemporâneas do racismo é essencial para promover uma sociedade mais justa e equitativa.

O conceito de racismo algorítmico tem sido explorado por diversos estudiosos ao longo das últimas décadas, tanto no Brasil quanto no cenário internacional. Esta seção apresenta uma análise detalhada dos principais conceitos diretos e indiretos desenvolvidos por 14 (quatorze) autores brasileiros e internacionais, numa cronologia crescente, que inicia na década de 70 e vai até os dias atuais, examinando suas metodologias, resultados, dificuldades encontradas e a relação de suas pesquisas com a dificuldade de acesso ao crédito por empreendedores negros.

Embora alguns autores não tenham cunhado o termo racismo algoritmo, suas contribuições levam à construção do termo, evidenciando como fatores políticos, sociais e racistas podem levar a esta evidência.

No Quadro 1, a seguir, apresenta-se a relação dos principais autores e estudiosos que tratam do tema e que serão foco deste capítulo:

Quadro 1: Conceitos de Racismo Algorítmico (Cronologia)

Autor	Ano	Definição trazidas pelos autores
Abdias do Nascimento	1978	Racismo institucional promove exclusão econômica sistemática
Langdon Winner	1980	Tecnologia não é neutra, carrega valores sociais
Oscar Gandy	1993	<i>Panoptic sorting</i> : algoritmos categorizam grupos raciais
Kabengele Munanga	2004	O mito da democracia racial oculta desigualdades estruturais
Sueli Carneiro	2005	Interseccionalidade e exclusão das mulheres negras
Latanya Sweeney	2013	Algoritmos publicitários discriminam pessoas negras
Frank Pasquale	2015	Falta de transparência dos algoritmos prejudica minorias
Safiya Umoja Noble	2018	Algoritmos reforçam discriminação racial
Virginia Eubanks	2018	Automação das políticas públicas amplia desigualdade social
Joy Buolamwini	2018	IA de reconhecimento facial falha mais em rostos negros
Ruha Benjamin	2019	IA reproduz e automatiza desigualdades
Fernanda Bruno	2019	Vigilância algorítmica reforça desigualdade racial
Wendy Chun	2021	Normalização do viés algorítmico perpetua desigualdade
Tarcízio Silva	2022	Plataformas digitais marginalizam grupos racializados

Fonte: Elaboração própria

1.2. Estudos Nacionais e Internacionais sobre Racismo Algorítmico

O termo “algoritmo” tem origem na matemática e remonta aos trabalhos do matemático persa Al-Khwarizmi, no século IX. Um algoritmo é um conjunto finito de instruções bem definidas, ordenadas e não ambíguas, que, quando executadas, resolvem um problema ou realizam uma tarefa específica em um número finito de passos (Cormen *et al.*, 2012, p. 22).

Com o passar dos séculos, a concepção de algoritmo foi se expandindo, especialmente com o advento da computação. Atualmente, o termo é amplamente utilizado nas ciências da computação para designar uma sequência finita de instruções bem definidas, executáveis por uma máquina, com o objetivo de resolver um problema ou realizar uma tarefa específica (Cormen *et al.*, 2009).

Na contemporaneidade, os algoritmos deixaram de ser apenas mecanismos técnicos e passaram a ocupar um papel fundamental nas decisões sociais, econômicas e políticas. Eles são empregados em sistemas de recomendação, filtros de redes sociais, decisões judiciais automatizadas, análises de risco de crédito e em diversas outras esferas (O’Neil, 2016). Assim, surge a necessidade de compreender não apenas seu funcionamento técnico, mas também suas implicações éticas e sociais.

Segundo Gillespie (2014), os algoritmos devem ser analisados não apenas como códigos, mas como construções sociotécnicas. Isso significa que seus efeitos não estão restritos à precisão matemática de seus cálculos, mas também aos contextos sociais nos quais são desenvolvidos e aplicados. Essa perspectiva é reforçada por Pasquale (2015), ao apontar que a opacidade dos algoritmos — muitas vezes protegidos por segredos comerciais — dificulta o escrutínio público e o controle democrático sobre decisões automatizadas.

No Brasil, pesquisadores como Silva (2022) e Bruno (2019) têm contribuído significativamente para o debate sobre os impactos sociais dos algoritmos, especialmente no que diz respeito ao racismo algorítmico. Silva (2022) destaca que os algoritmos, ao serem treinados com dados enviesados historicamente, tendem a reproduzir e ampliar desigualdades sociais preexistentes. Bruno (2019), por sua vez, argumenta que a vigilância algorítmica aprofunda desigualdades raciais, uma vez que se aplica de maneira mais intensa a determinados grupos sociais.

O conceito de algoritmo, portanto, deve ser compreendido em sua complexidade como instrumento técnico, como mecanismo de poder e como potencial reproduzidor de injustiças. A análise cronológica permite observar sua transformação de uma ferramenta matemática a um elemento central da governança digital. Já o debate teórico evidencia a necessidade de regulação, transparência e inclusão de princípios éticos em seu desenvolvimento e aplicação.

Podemos começar com a obra seminal de Abdias do Nascimento (1978). O autor realiza uma análise profunda do racismo institucional no Brasil, evidenciando como ele promove a exclusão econômica sistemática da população negra. Sua abordagem é multifacetada, combinando pesquisa histórica, análise sociológica e crítica cultural para dissecar as estruturas de poder que perpetuam a marginalização dos negros no país.

O autor argumenta que, embora a abolição da escravidão em 1888 tenha representado um marco legal, ela não foi acompanhada de medidas efetivas para integrar os negros na

sociedade brasileira. Após a abolição, não houve políticas públicas que garantissem acesso à educação, moradia ou emprego para os ex-escravizados, resultando em sua marginalização contínua. Essa negligência estatal perpetuou a exclusão socioeconômica dos negros, mantendo-os em posições subalternas e vulneráveis.

Ainda, o autor critica a ideologia da democracia racial no Brasil, que promove a mestiçagem como símbolo de harmonia racial. Ele argumenta que essa ideologia mascara um processo de genocídio cultural, onde a miscigenação é utilizada como ferramenta para diluir identidades negras e promover a assimilação forçada. A mestiçagem, nesse contexto, não é vista como uma fusão equitativa de culturas, mas como um mecanismo de apagamento da herança africana, reforçando a hegemonia eurocêntrica.

Nascimento (1978) analisa como a cultura brasileira retrata os negros de maneira estereotipada, reforçando preconceitos e inferiorizando suas contribuições. Ele destaca que a mídia, a literatura e outras formas de expressão cultural frequentemente perpetuam imagens negativas dos negros, consolidando sua posição marginalizada na sociedade. Essa representação distorcida contribui para a manutenção do racismo estrutural, ao naturalizar a subordinação dos negros e minimizar suas realizações e potencialidades.

Durante o desenvolvimento da pesquisa, o autor enfrentou desafios significativos, incluindo resistência institucional, em que houve uma forte oposição das elites políticas e acadêmicas em reconhecer a existência do racismo estrutural no Brasil e dificuldades em obter dados oficiais que evidenciassem a discriminação racial, devido à falta de reconhecimento oficial do problema.

Na década de 80, outro autor inova ao afirmar que os artefatos tecnológicos não são neutros, mas carregam e incorporam valores sociais e políticos. Winner (1980) propõe que as tecnologias podem influenciar e estruturar relações de poder dentro da sociedade e adota uma abordagem teórica e analítica, utilizando estudos de caso históricos para ilustrar como artefatos tecnológicos podem ter implicações políticas. Ele não realiza uma pesquisa empírica tradicional; em vez disso, baseia-se em exemplos concretos para fundamentar suas argumentações.

A conexão entre os dois autores se dá justamente nessa interseção: Nascimento mostra como a cultura e a ideologia sustentam a inferiorização dos negros no plano social e simbólico; Winner evidencia como as tecnologias podem consolidar e expandir relações de poder. No contexto atual, essas perspectivas convergem no debate sobre racismo algorítmico: os sistemas automatizados de decisão — como os algoritmos de crédito — incorporam preconceitos históricos contra a população negra, transformando estigmas culturais em critérios técnicos de exclusão. Assim, cultura e tecnologia se articulam na manutenção do racismo estrutural, tornando-se meios distintos, mas complementares, de sua reprodução.

Um dos exemplos mais notáveis apresentados por Winner (1980) é o trabalho do urbanista Robert Moses em Nova York. Moses projetou viadutos em *Long Island* com altura suficientemente baixa para impedir a passagem de ônibus, efetivamente limitando o acesso de populações de baixa renda, que dependiam do transporte público, às praias da região. Este *design* aparentemente técnico tinha, portanto, uma função social e política clara: segregar grupos sociais específicos.

Winner (1980) identifica duas maneiras pelas quais os artefatos podem ter política. A primeira são as tecnologias que requerem ou são fortemente compatíveis com determinados arranjos sociais, e a segunda, tecnologias que são deliberadamente projetadas para alcançar resultados sociais específicos.

No primeiro caso, certas tecnologias demandam estruturas sociais específicas para sua implementação e operação. Por exemplo, a energia nuclear requer um sistema de controle centralizado e hierárquico devido aos riscos associados, o que pode promover ou reforçar estruturas autoritárias. Já no segundo caso, como no caso dos viadutos de Moses, algumas tecnologias são intencionalmente desenvolvidas para influenciar comportamentos sociais ou restringir o acesso a determinados recursos.

Uma das principais dificuldades enfrentadas por Winner (1980) foi desafiar a visão predominante de que a tecnologia é neutra e separada das esferas social e política. Argumentar que artefatos técnicos podem ter implicações políticas intrínsecas exigiu uma reavaliação das suposições convencionais sobre a relação entre tecnologia e sociedade.

As ideias do autor alinham-se com perspectivas de estudiosos que exploram a construção social da tecnologia, que argumentam que o desenvolvimento tecnológico é moldado por fatores sociais e culturais. Além disso, corrobora com a tese de Winner o autor Thomas P. Hughes (1987) que discute como sistemas tecnológicos podem influenciar e ser influenciados por contextos sociais e políticos.

Em sua obra, Winner (1980) focou em demonstrar como os artefatos tecnológicos podem incorporar e reforçar estruturas de poder e autoridade na sociedade. Embora não trate especificamente do racismo algorítmico, sua análise sobre a não neutralidade da tecnologia oferece uma base para entender como sistemas tecnológicos podem perpetuar desigualdades.

Estudos posteriores identificaram que vítimas de racismo algorítmico frequentemente incluem grupos minoritários que já enfrentam discriminação sistêmica. Por exemplo, algoritmos de crédito podem negar empréstimos a indivíduos de determinadas etnias com base em dados enviesados, perpetuando disparidades econômicas.

Winner não menciona especificamente o conceito de racismo algorítmico em sua obra, pois sua pesquisa antecede o desenvolvimento massivo de algoritmos e inteligência artificial aplicados a sistemas sociotécnicos contemporâneos. No entanto, suas ideias fornecem uma base teórica essencial para a compreensão do racismo algorítmico. Ele ainda argumenta que a tecnologia não é neutra e pode incorporar valores sociais e políticos. Essa premissa é central para a compreensão do racismo algorítmico, pois sistemas automatizados são desenvolvidos a partir de dados históricos que carregam viés racial, refletindo desigualdades preexistentes.

A partir daí, o tema vem ganhando mais força e profundidade, principalmente quando Gandy (1993, p. 1) introduz o conceito de *panoptic sort* (classificação panóptica) para descrever como governos e corporações coletam, processam e utilizam informações pessoais para classificar indivíduos, influenciando seu acesso a bens e serviços. Embora o livro do autor não aborde diretamente o racismo algorítmico, suas análises sobre a categorização de indivíduos fornecem uma base para discussões posteriores sobre como algoritmos podem perpetuar desigualdades raciais.

Ao articular Winner e Gandy, percebe-se uma linha de continuidade: Winner alerta que a técnica nunca é neutra, e Gandy mostra que a categorização sistêmica mediada por dados cria novas formas de vigilância e exclusão. No contexto atual, essa convergência é essencial para compreender o racismo algorítmico: algoritmos de crédito, policiamento preditivo ou reconhecimento facial não surgem em um vácuo, mas operam dentro de uma sociedade racialmente estruturada. Assim, a tecnologia e os sistemas de classificação não apenas refletem, mas reproduzem e intensificam o racismo estrutural em sua forma automatizada.

O Gandy (1993) utiliza o termo *panoptic sort* para descrever um sistema integrado que identifica, classifica e avalia indivíduos, determinando suas oportunidades na sociedade capitalista. Esse processo envolve a coleta massiva de dados pessoais, permitindo que organizações determinem o valor econômico ou político de cada pessoa e ajustem suas interações de acordo. O conceito destaca como a vigilância e a categorização podem reforçar estruturas de poder existentes, potencialmente exacerbando desigualdades raciais.

Ele adota uma abordagem de economia política crítica, analisando a coleta e processamento de dados, examinando como informações pessoais são coletadas e utilizadas por entidades governamentais e comerciais, estudos de caso, em que analisa setores como *marketing*, emprego, seguros, gestão de crédito e serviços sociais governamentais para ilustrar a aplicação do *panoptic sort* e análise teórica, baseando-se em teorias de vigilância e controle social para contextualizar suas observações.

A pesquisa do autor revela que há uma classificação de indivíduos, por meio da qual dados pessoais são utilizados para segmentar pessoas em categorias, influenciando o acesso a oportunidades e recursos; há um reforço de desigualdades, em que essas práticas podem perpetuar desigualdades sociais, econômicas e raciais, à medida que decisões automatizadas replicam vieses existentes e, há falta de transparência, onde indivíduos muitas vezes desconhecem como seus dados são utilizados, limitando sua capacidade de contestar ou compreender decisões que os afetam. No contexto do acesso ao crédito, Gandy (1993) observa que:

- Instituições financeiras utilizam dados pessoais para avaliar a solvência dos indivíduos, categorizando-os conforme seu perfil de risco.
- A dependência de históricos financeiros e outras informações pode levar à discriminação de grupos minoritários, que historicamente enfrentaram barreiras econômicas.
- Sugere a implementação de regimes robustos de proteção de dados e políticas de transparência, permitindo que indivíduos compreendam e contestem as informações utilizadas em suas avaliações.

Embora não se concentre exclusivamente em questões raciais, o autor indica que indivíduos de comunidades de baixa renda e minorias étnicas podem ser desproporcionalmente afetados por práticas de classificação, devido a históricos de discriminação e acesso limitado a recursos.

Gandy (1993) identifica três categorias principais em que os indivíduos são classificados pelos algoritmos, com base em suas informações pessoais e comportamentos. Ele discute como os indivíduos são classificados com base em seu valor estimado, afetando diversos aspectos de suas vidas como cidadãos, empregados e consumidores. Ele também aborda como essas

classificações influenciam o acesso a recursos e oportunidades, perpetuando desigualdades existentes.

O autor argumenta que esse processo de classificação é uma forma de triagem cibernética de alto nível tecnológico que classifica as pessoas de acordo com seu valor econômico ou político presumido. Ele destaca que essa prática de vigilância e categorização reforça desigualdades sociais e econômicas, impactando negativamente a privacidade e a autonomia dos indivíduos.

O conceito central do *panoptic sort* é que os indivíduos são categorizados segundo seu valor presumido para o sistema socioeconômico, e essas categorias impactam diretamente suas oportunidades e direitos em diversas esferas. O autor afirma que essa classificação não é objetiva, pois está profundamente enraizada em estruturas de poder, desigualdades sociais e interesses econômicos.

Os algoritmos podem determinar quem recebe benefícios sociais, quem é alvo de políticas públicas específicas e quem sofre vigilância reforçada. Grupos marginalizados, por exemplo, podem ser rotulados como de “alto risco” para certos programas, o que os exclui de políticas de inclusão, enquanto são priorizados em ações de controle e repressão.

Empresas usam sistemas de triagem automatizada para avaliar candidatos com base em informações como histórico profissional, endereço, comportamento online e até traços de personalidade. O resultado é que pessoas com perfis “menos rentáveis” ou que destoam de padrões hegemônicos (de raça, classe ou gênero) são sistematicamente desprivilegiadas em processos seletivos ou promoções.

As práticas de marketing direcionado usam dados para estimar o potencial de consumo e o risco de inadimplência. Consumidores com menor pontuação (como em *scores* de crédito) ou residentes em determinadas regiões são excluídos de ofertas, têm acesso limitado ao crédito, ou recebem produtos e serviços de menor qualidade – fenômeno que reforça a desigualdade de consumo e acesso a recursos essenciais.

A seguir apresenta-se a classificação pela ótica do consumidor ou marketing que está mais ligada ao tema desta tese de doutorado visando o perfil de possíveis consumidores por nível de risco:

Quadro 2: Classificação dos indivíduos pelos algoritmos

Classificação	Descrição	Consequências
Consumidores Preferenciais	Indivíduos com alta solvência, perfis comportamentais desejáveis e renda elevada.	- Acesso a taxas de juros baixas em empréstimos e cartões de crédito. - Ofertas exclusivas de produtos e serviços premium.
Consumidores de Risco Médio	Pessoas com histórico financeiro moderado ou comportamentos de consumo variáveis.	- Acesso limitado a crédito com taxas de juros mais altas. - Exclusão de programas de fidelidade e promoções exclusivas.
Consumidores de Alto Risco	Indivíduos com histórico financeiro instável, baixo poder aquisitivo ou perfil comportamental fora do padrão.	- Negação de crédito ou taxas extremamente altas em empréstimos. - Ofertas restritas de produtos e serviços,

Classificação	Descrição	Consequências
		especialmente em seguros e planos de saúde. - Exclusão de campanhas de marketing e segmentação negativa, limitando oportunidades de consumo.

Fonte: Adaptado de Gandy (1993)

Gandy (1993) conclui que o *panoptic sort* estratifica a sociedade, atribuindo acesso desigual a recursos com base em informações pessoais. As classificações perpetuam desigualdades sociais e econômicas, afetando principalmente minorias raciais e grupos marginalizados. Indivíduos não têm acesso aos critérios usados na classificação, não podendo contestar decisões automatizadas que impactam suas vidas. Indivíduos negros e latinos são desproporcionalmente categorizados como alto risco, devido a históricos financeiros influenciados por discriminação sistêmica e que taxas de juros mais altas e dificuldade de acesso a empréstimos agravam as desigualdades econômicas.

O autor mostra que esses sistemas de classificação normalizam e reproduzem desigualdades estruturais sob a aparência de eficiência tecnológica. A avaliação de valor, aparentemente neutra, está contaminada por preconceitos históricos e raciais, como demonstrado mais tarde por autores como Safiya Noble (2018) e Ruha Benjamin (2019). O *panoptic sort* transforma a desigualdade em um resultado inevitável e científico, mascarando os vieses dos dados e dos algoritmos.

Em consonância com o tema e com o debate já realizado, Munanga (2004) desenvolveu uma abordagem qualitativa e histórica para estudar a construção do conceito de democracia racial no Brasil. Sua pesquisa foi baseada na análise de documentos históricos, discursos políticos e materiais acadêmicos, além da revisão crítica de produções midiáticas que reforçavam a ideia de uma sociedade racialmente harmônica. Ele revisou textos históricos sobre a formação da identidade brasileira, discursos institucionais e políticas públicas que promoviam a ideia de democracia racial. Além disso, Munanga comparou a realidade socioeconômica da população negra com os ideais propagados pelo discurso oficial.

Enquanto Gandy demonstra como tecnologias de classificação podem legitimar desigualdades sob o verniz da objetividade, Munanga mostra como ideologias culturais e políticas mascaram o racismo estrutural sob a promessa de igualdade racial. Ambos revelam que o racismo se reproduz justamente porque encontra meios de legitimação simbólica — seja por algoritmos apresentados como neutros, seja por discursos nacionais que pregam a inexistência de discriminação. No cenário contemporâneo, essa convergência se manifesta no racismo algorítmico, em que tecnologias herdaram e atualizam os mesmos mecanismos de exclusão que, no Brasil, por décadas foram escondidos sob o mito da democracia racial.

Munanga (2004) identificou que o conceito de democracia racial foi construído para encobrir desigualdades estruturais. Entre os principais achados, da pesquisa há a conclusão de que a exaltação da mestiçagem foi utilizada como um mecanismo ideológico para neutralizar o debate sobre racismo e que há a perpetuação da marginalização da população negra, refletida nos baixos índices de acesso à educação, ao emprego formal e ao crédito financeiro. Ainda, o autor destacou que há a invisibilização do racismo estrutural, uma vez que a sociedade brasileira, ao negar a existência do racismo, impede a implementação de políticas de reparação.

Assim, ele demonstrou que essa ideologia foi amplamente disseminada nas décadas de 1930 e 1940, contribuindo para a falta de reconhecimento da desigualdade racial como um problema social a ser combatido. A pesquisa do autor enfrentou resistência de setores acadêmicos e políticos que sustentavam a ideia de um Brasil racialmente harmônico. Sua crítica ao mito da democracia racial contrariava interpretações dominantes sobre a identidade nacional.

O autor argumenta que a marginalização histórica da população negra impacta sua posição econômica e dificulta sua inclusão financeira. O autor demonstra essa relação a partir dos seguintes aspectos:

- I. Histórico de exclusão econômica: a falta de acesso à terra e à educação formal após a abolição da escravidão gerou um ciclo de pobreza que se perpetua até hoje;
- II. Barreiras institucionais: a discriminação racial no mercado de trabalho limita a ascensão econômica dos negros, dificultando sua capacidade de comprovar renda para obtenção de crédito;
- III. Ausência de políticas de reparação: diferente de outros países que implementaram ações afirmativas, o Brasil historicamente não adotou políticas eficazes para corrigir desigualdades raciais no setor financeiro.

Munanga (2004) utilizou dados de censos socioeconômicos e relatórios governamentais para embasar suas conclusões, mostrando que a desigualdade no acesso ao crédito não é apenas uma questão econômica, mas também um reflexo do racismo estrutural. A crítica do autor à democracia racial é essencial para compreender o racismo algorítmico. Se a sociedade brasileira historicamente negou a existência do racismo, a tecnologia e os algoritmos, desenvolvidos dentro desse contexto, tendem a reproduzir essas desigualdades.

Já Carneiro (2005) parte da constatação de que, mesmo após a abolição formal da escravidão, persistem desigualdades estruturais que penalizam particularmente mulheres negras. Sua crítica atravessa múltiplas dimensões — econômicas, culturais, políticas — e destaca que racismo e sexismo atuam de modo articulado no Brasil, frequentemente silenciando vozes negras e marginalizando demandas específicas.

A autora adotou uma abordagem qualitativa baseada em análise crítica de discursos, revisão bibliográfica e entrevistas com mulheres negras. Ela utilizou fontes históricas e acadêmicas para compreender como o racismo e o sexismo moldam as oportunidades econômicas das mulheres negras. Além disso, incluiu depoimentos e estudos de caso que ilustram a experiência dessas mulheres na economia formal e digital.

Carneiro (2005) desenvolveu sua análise evidenciando que a discriminação sofrida por mulheres negras não pode ser analisada apenas sob a ótica do racismo ou do sexismo de forma isolada. Entre suas principais observações, está a invisibilização das mulheres negras no mercado de trabalho. A autora argumenta que a exclusão histórica da população negra do acesso à educação e ao mercado formal tem consequências duradouras. Mesmo em setores onde há mais mulheres empregadas, como serviços e comércio, a presença de mulheres negras em posições de liderança é mínima.

A pesquisa mostrou que a exclusão das mulheres negras não ocorre apenas por fatores socioeconômicos, mas também por estereótipos raciais e de gênero. Empregadores tendem a associar mulheres brancas a profissões de maior prestígio e mulheres negras a atividades de

menor remuneração e *status*. Além disso, na economia digital, há uma marginalização da produção de conteúdo e negócios conduzidos por negras, refletida no menor alcance de seus produtos e serviços em plataformas digitais. Para ilustrar essa desigualdade, a autora analisou relatórios do IBGE e pesquisas do DIEESE que mostram a distribuição da população negra nos setores de trabalho, identificando um padrão de concentração em atividades precarizadas e baixa presença em áreas de tecnologia e inovação

Embora a digitalização da economia tenha sido apontada como uma solução para inclusão econômica, Carneiro (2011) mostra que mulheres negras enfrentam barreiras estruturais, como menor acesso à internet de qualidade e falta de capacitação tecnológica.

Uma das dificuldades enfrentadas pela autora, durante a pesquisa, foi a escassez de dados detalhados sobre a participação de mulheres negras na economia. Grande parte das estatísticas oficiais não apresentava recortes de raça e gênero simultaneamente, dificultando a mensuração precisa das desigualdades enfrentadas por esse grupo.

Para suprir essa lacuna, a autora recorreu a pesquisas qualitativas e entrevistas, complementadas por dados de organizações como o Instituto Ethos e o IPEA, que apontavam a sub-representação de mulheres negras em cargos de liderança e a desigualdade salarial.

A seguir, na Tabela 1, apresentamos um quadro que sintetiza as principais diferenças na inserção de mulheres negras no mercado de trabalho, de acordo com Carneiro (2005):

Tabela 1: Mulheres negras no mercado de trabalho

Indicador	Mulheres Negras	Mulheres Brancas	Homens Negros	Homens Brancos
Média salarial (R\$)	1.500	2.800	1.800	3.500
Taxa de informalidade (%)	50	30	45	25
Representação em cargos de liderança (%)	1,6	10,3	2,4	15,7

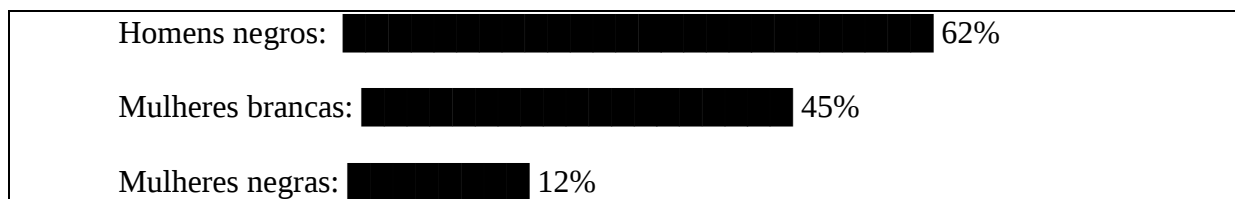
Fonte: Adaptado de Carneiro (2005)

A autora destaca que mulheres negras enfrentam um duplo obstáculo ao buscarem crédito: o racismo e o sexismo. Enquanto os homens negros podem ser vistos como potenciais empreendedores com dificuldades de crédito, e mulheres brancas têm acesso facilitado devido ao capital social, as mulheres negras são frequentemente excluídas das redes de financiamento.

Para sustentar essa conclusão, Carneiro (2004) analisou dados do SEBRAE e do Banco Central, que mostravam que apenas 12% das mulheres negras que solicitavam crédito conseguiam empréstimos em condições favoráveis. Além disso, entrevistas com empreendedoras negras revelaram que, mesmo quando conseguem crédito, enfrentam taxas de juros mais altas do que outros grupos. A seguir, o Gráfico 1 apresenta as dificuldades de acesso ao crédito por diferentes grupos:

Gráfico 1: Taxa de aprovação de crédito por grupo racial e gênero





Fonte: Adaptado de Carneiro (2005)

A pesquisa fornece uma base essencial para compreender como o racismo e o sexismo se relacionam para excluir mulheres negras da economia formal e digital. Assim como os mecanismos tradicionais do mercado limitam o acesso das mulheres negras a oportunidades, os algoritmos digitais reforçam essa exclusão ao reduzir sua visibilidade e restringir seu acesso ao crédito.

A inclusão desses debates na presente tese amplia o entendimento sobre as barreiras enfrentadas por empreendedores negros, especialmente mulheres, e reforça a necessidade de políticas públicas que promovam a equidade no acesso ao financiamento e à participação na economia digital.

Para Carneiro, a cultura dominante — mídia, literatura, discurso público, espaços simbólicos — funciona como terreno de reprodução do racismo e do sexismo. Ela analisa como a representação da mulher negra costuma ser estigmatizada, reduzida a estereótipos, invisibilizada ou objetificada, o que reforça sua desvalorização social. O discurso do mito da democracia racial é frequentemente invocado para negar a persistência das desigualdades, mascarando a dicotomia entre “igualdade formal” e desigualdade real. Em um texto da coletânea, Carneiro cita que os “veículos da grande mídia [...] descarregaram suas baterias com tal intensidade que me fizeram evocar as ‘profecias de terror’” (trecho do prefácio) — uma crítica explícita à força simbólica da mídia no estabelecimento da “normalidade racial”.

Esse tipo de análise conecta-se diretamente à formulação de Gandy (1993) quando afirma que o *panoptic sort* estratifica a sociedade com base em informação pessoal, perpetuando desigualdades sociais e econômicas — e isso ressoa com a crítica de Carneiro à naturalização das desigualdades raciais pela cultura. Assim “As representações sociais fixam os negros em imagens estereotipadas, enquanto a branquitude é reconhecida em sua diversidade e complexidade” (Carneiro, p. 11-12).

Nesta esteira, a pesquisadora Sweeney (2013) investigou como anúncios *online* podem exibir vieses raciais ao associar nomes comumente dados a afro-americanos a registros criminais. A autora conduziu uma análise empírica para avaliar se anúncios exibidos em respostas a buscas de nomes específicos sugeriam, de maneira desproporcional, registros de prisão para nomes associados a afro-americanos. A metodologia incluiu:

1. Seleção de Nomes: utilizando bases de dados de registros de nascimento, foram escolhidos nomes predominantemente associados a indivíduos negros e brancos nos Estados Unidos.
2. Execução das Buscas: foram realizadas buscas no Google e no site Reuters.com para cada nome selecionado, registrando os anúncios exibidos em cada caso.

3. **Análise dos Anúncios:** os anúncios foram categorizados com base em seu conteúdo, especialmente se sugeriam ou não a existência de um registro criminal associado ao nome pesquisado.

A pesquisa envolveu a análise de 2.184 nomes, abrangendo tanto nomes associados a negros quanto a brancos. Os dados coletados incluíram o texto dos anúncios exibidos e a frequência com que anúncios sugerindo registros criminais apareciam para cada categoria de nome. Os resultados indicaram uma disparidade significativa na exibição de anúncios, conforme pode ser visto na Tabela 2:

Tabela 2: Resultados da Pesquisa Empírica de Latanya Sweeney (2013)

Categoria de Nomes	Exemplo de Nome	Frequência de Anúncios Sugerindo Registros Criminais	Frequência de Anúncios Neutros
Nomes Associados a Afro-Americanos	Jermaine, DeShawn, Tyrone	81% a 95%	5% a 19%
Nomes Associados a Brancos	Geoffrey, Brad, Jill	23% a 29%	71% a 77%

Fonte: Adaptado de Latanya Sweeney (2013)

Esses achados sugerem que indivíduos com nomes afro-americanos estão mais propensos a serem associados, injustamente, a atividades criminais nos resultados de anúncios *online*.

Uma das principais dificuldades enfrentadas pela autora foi determinar a origem exata do viés, se decorria das preferências dos anunciantes, dos algoritmos de exibição de anúncios do *Google* ou do comportamento dos usuários que clicavam mais em determinados tipos de anúncios. Além disso, a complexidade dos algoritmos proprietários das plataformas dificultou a compreensão completa dos mecanismos internos que levavam à discriminação observada.

Embora a autora não tenha cunhado o termo racismo algoritmo, aspectos de sua pesquisa nos direciona ao tema, quando ela aborda:

a) **Discriminação Algorítmica em Anúncios Digitais:** a pesquisa mostra que nomes comumente associados a afro-americanos (como "Jermaine" e "DeShawn") estavam desproporcionalmente vinculados a anúncios sugerindo registros criminais. Esses anúncios apareceram com mais frequência em comparação a nomes associados a brancos (como "Geoffrey" e "Brad").

b) **Viés no Algoritmo de Anúncios:** Sweeney investigou o algoritmo do *Google AdSense*, revelando que os algoritmos não são neutros e podem aprender padrões discriminatórios a partir de dados históricos. Ela demonstrou que o algoritmo utilizou associações raciais estereotipadas para decidir quais anúncios exibir, o que é um exemplo claro de racismo algorítmico.

c) **Impactos Sociais e Econômicos:** a pesquisa sugere que essa associação injusta a registros criminais pode afetar a reputação digital de indivíduos negros, potencialmente influenciando decisões como contratação de empregos, concessão de crédito e outras oportunidades econômicas.

O estudo de Sweeney (2013) alinha-se com pesquisas de outros autores que investigam o racismo algorítmico, tais como (i) Safiya Umoja Noble que explora como os mecanismos de busca podem reforçar estereótipos raciais e de gênero e (ii) Ruha Benjamin que discute como tecnologias emergentes podem perpetuar desigualdades raciais.

A autora demonstrou, por meio de uma análise empírica, como anúncios *online* exibem vieses raciais, associando de forma desproporcional nomes comumente atribuídos a afro-americanos a registros criminais. Seu estudo revelou que a própria lógica dos algoritmos de publicidade digital pode reproduzir e reforçar estereótipos raciais, ainda que não exista, a princípio, uma intenção declarada dos desenvolvedores. O problema identificado por Sweeney é que dados enviesados, quando tratados como neutros, produzem resultados que impactam de forma desigual grupos historicamente marginalizados.

Já Pasquale (2015) explora, em sua obra, como a falta de transparência nos algoritmos afeta negativamente a sociedade, especialmente as minorias. Ele argumenta que a opacidade desses sistemas automatizados pode perpetuar discriminações e desigualdades, uma vez que decisões críticas em áreas como finanças, reputação e busca *online* são tomadas por processos inacessíveis ao escrutínio público.

Sweeney fornece a evidência empírica de como vieses raciais emergem em práticas tecnológicas cotidianas, enquanto Pasquale oferece a teorização crítica sobre a opacidade desses sistemas, mostrando por que tais vieses são tão difíceis de identificar e corrigir. Em conjunto, suas contribuições evidenciam que o racismo algorítmico é tanto um produto de dados contaminados por discriminação histórica (como aponta Sweeney) quanto de estruturas institucionais que escondem e legitimam esses processos sob o rótulo de neutralidade tecnológica (como denuncia Pasquale).

O autor emprega uma abordagem qualitativa, combinando análise crítica, onde examina práticas corporativas e governamentais relacionadas ao uso de algoritmos, estudos de caso, em que investiga incidentes específicos que ilustram os perigos da opacidade algorítmica e revisão bibliográfica com consulta a uma ampla gama de fontes acadêmicas e jornalísticas para embasar suas argumentações.

Em seu estudo de caso, ele cita a pesquisa de Latanya Sweeney, que revelou que anúncios *online* sugerindo registros criminais apareciam com mais frequência quando nomes associados a afro-americanos eram pesquisados. Isso exemplifica como algoritmos podem reforçar estereótipos raciais existentes.

Embora o livro não apresente dados empíricos originais, Pasquale (2015) reúne evidências de diversas fontes para afirmar que há discriminação em decisões automatizadas, ou seja, algoritmos podem reproduzir vieses presentes nos dados de treinamento, levando a práticas discriminatórias em áreas como crédito e emprego, e há falta de responsabilidade, ou seja, a opacidade dos sistemas algorítmicos dificulta a responsabilização por decisões injustas ou prejudiciais.

Ainda, o autor destaca que a opacidade nos algoritmos de crédito pode resultar em discriminação, pois indivíduos são avaliados com base em critérios desconhecidos e potencialmente enviesados. Ele sugere que a transparência e a regulamentação são essenciais para garantir práticas justas na concessão de crédito, evitando a perpetuação de desigualdades econômicas.

Alinhado à obra do autor, temos a pesquisa de Noble (2018) que investiga como os algoritmos de mecanismos de busca, especialmente do *Google*, perpetuam e amplificam discriminações raciais e de gênero. A autora argumenta que esses sistemas, frequentemente percebidos como neutros, refletem preconceitos sociais existentes, resultando em representações distorcidas e prejudiciais de grupos marginalizados.

Há uma forte conexão entre Pasquale e Noble. Pasquale fornece a estrutura crítica para entender como a falta de transparência permite a perpetuação de injustiças ocultas, enquanto Noble mostra, na prática, como essa opacidade resulta em conteúdos racistas e sexistas, reforçando estereótipos e desigualdades estruturais. A combinação de ambos revela que o racismo algorítmico não é um acidente, mas sim a atualização tecnológica do racismo estrutural, agora legitimado pela aura de neutralidade técnica e pela invisibilidade dos códigos que governam a vida digital.

Noble (2018) introduz o conceito de racismo algorítmico para descrever a maneira pela qual os algoritmos reproduzem e reforçam estereótipos raciais negativos. Segundo a autora, racismo algorítmico refere-se ao modo como sistemas de inteligência artificial e mecanismos de busca refletem e amplificam preconceitos raciais e desigualdades estruturais já presentes na sociedade. Ainda, destaca que, ao priorizar resultados baseados em popularidade e interesses comerciais, os mecanismos de busca frequentemente apresentam conteúdos que marginalizam ou objetificam pessoas de cor, especialmente mulheres negras.

Noble (2018) fez uma pesquisa qualitativa e interdisciplinar, combinando análise crítica de discurso, que resultou no exame dos resultados de busca para termos relacionados a mulheres negras e outras minorias, identificando padrões de representação negativa. Também fez consulta a especialistas em ciência da informação, estudos de gênero e raça, além de revisão de literatura relevante para contextualizar os achados. Por fim, realizou um estudo de caso, resultando numa investigação de incidentes específicos onde os algoritmos falharam em fornecer informações precisas ou neutras, exacerbando preconceitos.

Noble (2018) observou que buscas por termos como "*black girls*" frequentemente retornavam resultados hipersexualizados ou pornográficos, enquanto termos como "*white girls*" apresentavam conteúdos mais neutros ou positivos. Esses achados indicam que os algoritmos não apenas refletem, mas também amplificam estereótipos prejudiciais.

A autora traz alguns elementos para o conceito de racismo algorítmico e afirma no primeiro elemento que os algoritmos não são neutros. Ela argumenta que os algoritmos são projetados dentro de um contexto social e cultural que já carrega vieses raciais. Empresas de tecnologia alegam que seus sistemas são objetivos, mas, na prática, eles reforçam as desigualdades sociais preexistentes.

Outro elemento é que os mecanismos de busca priorizam interesses comerciais em detrimento da equidade social. Os resultados de busca são estruturados para maximizar o lucro e o engajamento dos usuários, o que muitas vezes significa promover conteúdos populares que podem ser carregados de estereótipos raciais. Termos relacionados a mulheres negras, por exemplo, frequentemente exibem hipersexualização e conteúdos discriminatórios.

Distinto elemento é que os algoritmos reproduzem o racismo estrutural. Dados históricos usados para treinar sistemas de IA refletem a discriminação racial já existente, resultando em práticas excludentes. No caso da concessão de crédito, por exemplo, algoritmos

podem negar empréstimos a pessoas negras porque os dados históricos indicam que elas tiveram menos acesso ao sistema financeiro no passado.

Outro elemento é que a falta de diversidade no desenvolvimento de tecnologia contribui para o problema. Noble (2018), destaca que a indústria da tecnologia é predominantemente composta por homens brancos, o que influencia a forma como os sistemas são projetados e testados. A ausência de diversidade resulta na falta de consideração sobre como os sistemas impactam grupos marginalizados.

Por fim, tem-se o elemento em que há a invisibilização digital da população negra. A autora aponta que a baixa representatividade e a distorção de imagens sobre pessoas negras nos algoritmos de busca contribuem para a marginalização desses grupos na esfera digital. Isso afeta oportunidades econômicas, sociais e políticas, reforçando ciclos de exclusão.

Na sua obra, Noble (2018) conduz uma série de estudos de caso que evidenciam como os algoritmos de busca podem falhar em fornecer informações precisas ou neutras, exacerbando preconceitos existentes. A seguir, são apresentados alguns desses estudos de caso, destacando os incidentes específicos investigados e os resultados encontrados.

I. Pesquisa por "*black girls*"

A autora observou que, ao pesquisar o termo "*black girls*" no *Google*, os resultados predominantes eram de conteúdo pornográfico ou hiperssexualizado, enquanto termos como "*white girls*" retornavam resultados mais neutros ou positivos. Essa discrepância indica que os algoritmos de busca não são neutros, mas refletem e amplificam estereótipos raciais e de gênero presentes na sociedade. Os mecanismos de busca priorizam conteúdos que geram mais cliques e receita, muitas vezes à custa de representações precisas e respeitosas de grupos marginalizados.

II. Pesquisa por "*Latina girls*" e "*Asian girls*"

Similarmente às buscas por "*black girls*", termos como "*Latina girls*" e "*Asian girls*" também resultavam em conteúdos hiperssexualizados e estereotipados. Esses resultados sugerem uma tendência sistemática dos algoritmos de busca em associar mulheres de determinadas etnias a estereótipos sexuais, perpetuando preconceitos e objetificação. A falta de intervenção humana na curadoria dos resultados de busca permite que algoritmos reforcem narrativas prejudiciais sobre mulheres de minorias étnicas.

III. Pesquisa por "*professional hairstyles for work*"

Noble (2018) identificou que buscas por "*professional hairstyles for work*" retornavam majoritariamente imagens de mulheres brancas com cabelos lisos, enquanto termos como "*unprofessional hairstyles*" exibiam predominantemente mulheres negras com cabelos naturais ou trançados. Esses resultados refletem preconceitos culturais sobre o que é considerado profissional ou apropriado no ambiente de trabalho, desvalorizando estilos tradicionais de cabelo de mulheres negras. Os algoritmos de busca reforçam normas eurocêtricas de beleza e profissionalismo, marginalizando expressões culturais de grupos não brancos.

IV. Pesquisa por "*CEO*" ou "*doctor*"

Ao pesquisar termos como "CEO" ou "doctor", os resultados de imagens eram predominantemente de homens brancos, apesar da diversidade existente nessas profissões. Essa representação enviesada perpetua estereótipos de que posições de liderança e prestígio são ocupadas principalmente por homens brancos, invisibilizando profissionais de outras raças e gêneros. Os algoritmos de busca contribuem para a manutenção de estereótipos de gênero e raça no contexto profissional, influenciando percepções sociais sobre quem é adequado para certos papéis.

Uma das principais dificuldades enfrentadas por Noble (2018) durante a pesquisa foi a natureza proprietária e opaca dos algoritmos de busca. A falta de transparência das empresas de tecnologia dificultou a compreensão completa dos mecanismos internos que levam aos vieses observados.

O trabalho de Noble (2018) alinha-se com pesquisas de outros estudiosos que investigam vieses em sistemas tecnológicos, como Ruha Benjamin que explora como tecnologias emergentes podem perpetuar desigualdades raciais e Virginia Eubanks que discute como sistemas automatizados podem reforçar disparidades sociais existentes.

Embora o foco principal de Noble (2018) seja nos mecanismos de busca, ela menciona que algoritmos utilizados em outras áreas, como na concessão de crédito, podem levar a práticas discriminatórias conhecidas como *redlining digital*. Isso ocorre quando sistemas automatizados, baseados em dados históricos enviesados, negam empréstimos ou oferecem condições menos favoráveis a indivíduos de determinadas raças ou origens étnicas.

As principais vítimas do racismo algorítmico identificado pela autora são mulheres de cor, especialmente mulheres negras, que são frequentemente hipersexualizadas ou representadas de maneira negativa nos resultados de busca. Além disso, outros grupos marginalizados também são afetados por representações distorcidas ou pela falta de visibilidade nos resultados algorítmicos.

Ainda, a pesquisa complementa estudos sobre vieses em inteligência artificial e discriminação digital. Seu trabalho destaca a necessidade de uma abordagem crítica ao desenvolvimento e implementação de tecnologias, enfatizando a importância de considerar implicações éticas e sociais para evitar a perpetuação de desigualdades.

Noble mostra como o mercado e a lógica comercial das plataformas digitais produzem e disseminam representações racistas, e como veremos, Eubanks revela como o Estado e as políticas públicas, ao adotar sistemas automatizados, reforçam a exclusão social. Suas obras apontam que o problema central não é apenas a tecnologia em si, mas o modo como ela é estruturada e aplicada em sociedades marcadas pelo racismo e pela desigualdade. Ambas desmontam a ideia de neutralidade técnica, denunciando que algoritmos, sejam em motores de busca ou em sistemas de políticas sociais, reproduzem e legitimam injustiças estruturais.

Dessa forma, Eubanks (2018) investiga como a automação e o uso de algoritmos em políticas públicas nos Estados Unidos têm ampliado as desigualdades sociais, especialmente entre as populações mais vulneráveis. Embora o termo racismo algorítmico não seja o foco central do livro, a autora aborda como sistemas automatizados podem perpetuar preconceitos e discriminações existentes, afetando desproporcionalmente comunidades marginalizadas.

Em sua pesquisa a autora emprega uma abordagem qualitativa baseada em estudos de caso, utilizando visitas a locais impactados por sistemas automatizados, permitindo observações diretas e coleta de relatos pessoais. Além de conversas aprofundadas com indivíduos afetados, profissionais de serviços sociais e desenvolvedores de sistemas, proporcionando uma compreensão multifacetada dos impactos e exame de registros oficiais, relatórios técnicos e históricos das políticas implementadas. A autora apresenta três estudos de caso principais:

Indiana: a implementação de um sistema automatizado para gestão de benefícios sociais resultou em mais de um milhão de negações de assistência em três anos, muitas vezes devido a erros técnicos ou burocráticos. Eubanks (2018) destaca casos como o de uma mulher que teve seus benefícios cortados enquanto estava gravemente doente, evidenciando a insensibilidade e ineficiência do sistema automatizado.

Los Angeles: um algoritmo foi utilizado para classificar a vulnerabilidade de pessoas em situação de rua, determinando prioridades para alocação de moradias. Entretanto, a complexidade e a falta de transparência do sistema frequentemente resultaram na exclusão daqueles que mais necessitavam de assistência.

Condado de Allegheny, Pensilvânia: um modelo preditivo foi adotado para identificar crianças em risco de abuso ou negligência. Eubanks (2018) aponta que o sistema, ao se basear em dados históricos enviesados, pode reforçar estereótipos e direcionar intervenções de maneira discriminatória.

Eubanks (2018), durante a pesquisa, enfrentou desafios relacionados ao acesso limitado a informações detalhadas sobre os algoritmos e à resistência de instituições em discutir falhas sistêmicas. Além disso, a complexidade técnica dos sistemas exigiu uma tradução cuidadosa para termos compreensíveis ao público geral.

O trabalho da autora complementa pesquisas de estudiosos, que destacam a necessidade de maior transparência e responsabilidade no uso de tecnologias automatizadas, como Safiya Umoja Noble que explora como mecanismos de busca podem reforçar estereótipos raciais e Frank Pasquale que discute a falta de transparência em algoritmos que governam aspectos cruciais da vida moderna.

Eubanks (2018) alerta para os perigos de delegar decisões críticas a sistemas automatizados sem considerar os contextos sociais e históricos que moldam os dados utilizados. Ela defende por uma abordagem mais humana e transparente na formulação de políticas públicas, enfatizando a importância de envolver as comunidades afetadas no desenvolvimento e implementação dessas tecnologias.

A pesquisadora do MIT Media Lab, Buolamwini (2018), conduziu o estudo que revelou viés racial e de gênero em sistemas comerciais de reconhecimento facial. A pesquisa demonstrou que essas tecnologias apresentam taxas de erro significativamente mais altas ao identificar rostos de mulheres negras em comparação com homens brancos.

A conexão entre Eubanks e Buolamwini está na demonstração de que o racismo algorítmico não é acidental, mas decorre da aplicação de tecnologias em sociedades estruturadas pela desigualdade racial e social. Enquanto Eubanks revela como a automação no setor público pode restringir direitos fundamentais e reforçar exclusões históricas, Buolamwini

mostra que, mesmo em sistemas privados e comerciais, como os de reconhecimento facial, os algoritmos reproduzem e legitimam preconceitos raciais e de gênero. Juntas, elas evidenciam que tanto no Estado quanto no mercado, a neutralidade tecnológica é uma ilusão: sistemas digitais tornam-se novas ferramentas de reprodução do racismo estrutural, agora legitimadas sob a aparência de inovação e eficiência. No Quadro 3, apresenta-se uma comparação entre as duas autoras:

Quadro 3: Comparativo – Eubanks (2018) x Buolamwini (2018)

Autor(a) / Obra	Âmbito de Análise	Metodologia	Principais Achados	Implicações para o Racismo Algorítmico
Virginia Eubanks (2018) – <i>Automating Inequality</i>	Políticas públicas e programas sociais nos Estados Unidos (saúde, assistência social, benefícios)	Abordagem qualitativa baseada em estudos de caso, incluindo visitas a comunidades afetadas, entrevistas com usuários e profissionais, análise de documentos oficiais e históricos de políticas públicas	Mostra como a automação governamental nega direitos e aprofunda exclusões históricas, afetando desproporcionalmente populações pobres e racializadas	O racismo algorítmico se manifesta quando o Estado usa algoritmos que transformam vulnerabilidade em risco, perpetuando desigualdades raciais e de classe
Joy Buolamwini (2018) – MIT Media Lab	Tecnologias comerciais de reconhecimento facial (Microsoft, IBM, Face++)	Análise experimental com dataset próprio (Pilot Parliaments Benchmark), composto por 1.270 imagens de parlamentares de diferentes países, equilibrando gênero e tons de pele (classificação Fitzpatrick)	Demonstrou que sistemas de reconhecimento facial têm maior taxa de erro ao identificar mulheres negras do que homens brancos, revelando viés racial e de gênero	O racismo algorítmico se revela no design enviesado de dados de treinamento, resultando em exclusão tecnológica que reforça hierarquias sociais

Para Buolamwini (2018), o racismo algorítmico refere-se à incorporação de preconceitos raciais em algoritmos e sistemas de inteligência artificial. Isso ocorre quando os dados utilizados para treinar esses sistemas refletem desigualdades e estereótipos existentes na

sociedade, levando a decisões discriminatórias automatizadas. No contexto do estudo de Buolamwini (2018), o racismo algorítmico manifesta-se na incapacidade dos sistemas de reconhecimento facial de identificar com precisão indivíduos de pele mais escura, especialmente mulheres negras. A autora avaliou a precisão de três sistemas comerciais de classificação de gênero: Microsoft, IBM e Face++.

A metodologia utilizada para a pesquisa envolveu a criação do conjunto de dados *pilot parlaments benchmark*. Este conjunto incluiu 1.270 imagens de parlamentares de diversos países, garantindo uma distribuição equilibrada de gênero e variedade de tons de pele. Também envolveu a classificação dos tons de pele, em que utilizando o sistema de classificação de pele de *Fitzpatrick*, as imagens foram categorizadas em seis tonalidades, permitindo a análise do desempenho dos sistemas em diferentes grupos demográficos. Por fim, os resultados revelaram disparidades significativas na precisão dos sistemas:

- Homens de Pele Clara: Taxa de erro de 0,8%.
- Mulheres de Pele Clara: Taxa de erro de 20,8%.
- Homens de Pele Escura: Taxa de erro de 6,0%.
- Mulheres de Pele Escura: Taxa de erro de 34,7%.

Esses dados indicam que as mulheres negras são as mais prejudicadas, enquanto os homens brancos são os menos afetados. A discrepância sugere que os sistemas foram treinados com conjuntos de dados não representativos, predominantemente compostos por indivíduos de pele clara. Na Tabela 3, apresenta-se a distribuição por sistemas comerciais pesquisados:

Tabela 3: Taxa de Erro na Classificação de Gênero por Sistema Comercial

Sistema Comercial	Homens de Pele Clara	Mulheres de Pele Clara	Homens de Pele Escura	Mulheres de Pele Escura	Taxa de Erro Média
Microsoft	1,0%	21,0%	7,0%	20,8%	12,45%
IBM	0,4%	21,0%	6,0%	34,4%	15,45%
Face++	0,8%	20,8%	6,0%	34,7%	15,58%

Fonte: Buolamwini, J., & Gebru, T. (2018). Gender Shades)

A Face++ apresentou a maior taxa de erro média (15,58%), especialmente na classificação de mulheres de pele escura (34,7%). IBM também apresentou taxas de erro elevadas, com 34,4% para mulheres de pele escura. Já a Microsoft teve o menor erro médio (12,45%), mas ainda apresentou erros significativos para mulheres de pele clara e escura.

Todos os três sistemas tiveram dificuldades significativas em classificar rostos de mulheres negras, revelando um viés de gênero e racial. A taxa de erro para homens de pele clara foi consistentemente baixa em todos os sistemas, evidenciando um viés nos dados de treinamento, que provavelmente privilegiaram rostos masculinos de pele clara.

Buolamwini (2018) conclui que o racismo algorítmico é amplificado pela falta de representatividade nos conjuntos de dados de treinamento. Para mitigar esses vieses, ela recomenda a diversificação dos dados e a transparência nos algoritmos utilizados para reconhecimento facial.

A autora enfrentou desafios na pesquisa, no que tange ao acesso limitado aos algoritmos proprietários, em que a falta de transparência dos sistemas comerciais dificultou a compreensão completa de seus funcionamentos internos e a obtenção de conjuntos de dados diversificados, em que foi necessário criar um novo conjunto de dados que representasse adequadamente a diversidade de tons de pele e gêneros, devido à ausência de bases de dados inclusivas.

A pesquisa de Buolamwini está alinhada com estudos de outros especialistas como (i) Safiya Umoja Noble que explora como os mecanismos de busca *online* podem reforçar estereótipos raciais e de gênero e (ii) Ruha Benjamin que analisa como tecnologias emergentes podem perpetuar desigualdades raciais.

A pesquisa de Buolamwini (2018) destaca a necessidade de desenvolver sistemas de inteligência artificial mais inclusivos e representativos. Segundo a autora, para mitigar o racismo algorítmico é crucial:

- Diversificar os Conjuntos de Dados de Treinamento: garantir que os dados reflitam a diversidade da população.
- Implementar Auditorias Regulares: avaliar continuamente os sistemas para identificar e corrigir vieses.
- Promover Transparência nos Algoritmos: as empresas devem ser claras sobre como seus sistemas operam e tomam decisões.

Essas medidas são essenciais para assegurar que tecnologias emergentes não perpetuem ou amplifiquem desigualdades existentes.

E é nessa toada que surge a pesquisa de Benjamin (2019, p. 25), que investiga como tecnologias emergentes podem reforçar a supremacia branca e aprofundar desigualdades sociais. Ela introduz o conceito de "*New Jim Code*", referindo-se às formas pelas quais a discriminação é codificada em sistemas tecnológicos que aparentam ser neutros ou até mesmo benevolentes. Benjamin (2019) adota uma abordagem interdisciplinar, combinando análise sociológica, estudos de ciência e tecnologia e crítica racial. A autora examina uma variedade de fontes, incluindo estudos de caso, análises de políticas públicas, revisões de literatura e exemplos de tecnologias contemporâneas, para demonstrar como o racismo está embutido nas estruturas tecnológicas.

A autora analisa diversos exemplos para ilustrar o "*New Jim Code*"² no campo do reconhecimento facial, ela discute como esses sistemas apresentam taxas de erro mais altas ao identificar pessoas negras, levando a potenciais abusos, especialmente em contextos de vigilância policial. No campo dos assistentes virtuais, ela observa que assistentes de voz, como *Siri* e *Alexa*, frequentemente possuem vozes femininas e são programados para serem submissos, reforçando estereótipos de gênero e raça.

² O termo é um trocadilho criado por Ruha Benjamin que faz referência às Leis de Jim Crow, um conjunto de leis segregacionistas que vigoraram nos Estados Unidos entre o final do século XIX e meados do século XX, reforçando a segregação racial e a discriminação contra a população negra. Benjamin usa *New Jim Code* para descrever como a tecnologia moderna, especialmente a inteligência artificial e os algoritmos, perpetua e automatiza desigualdades raciais de forma invisível e sistemática, sob a aparência de neutralidade e eficiência.

Já no campo das ferramentas de recrutamento, Benjamin (2019) destaca que algoritmos usados em processos de contratação podem replicar preconceitos existentes, excluindo candidatos de minorias raciais com base em dados históricos enviesados. Na Quadro 4 apresentam-se alguns exemplos de tecnologias e seus impactos raciais, conforme a autora.

Quadro 4: Exemplos de Tecnologias e Seus Impactos Raciais

Tecnologia	Descrição	Impacto Racial
Sistemas de Reconhecimento Facial	Algoritmos utilizados para identificar indivíduos com base em características faciais.	Estudos demonstraram que esses sistemas apresentam taxas de erro mais altas para pessoas negras, levando a identificações incorretas e possíveis injustiças, como prisões indevidas.
Ferramentas de Recrutamento Automatizado	Softwares que analisam currículos e perfis de candidatos para auxiliar no processo de contratação.	Alguns desses sistemas foram encontrados descartando candidatos com nomes que soam "étnicos" ou que frequentaram determinadas instituições, perpetuando preconceitos existentes no mercado de trabalho.
Algoritmos de Sentenciamento Criminal	Programas que auxiliam juízes na determinação de sentenças com base em dados históricos e perfis dos réus.	Tais algoritmos podem atribuir pontuações de risco mais altas a indivíduos negros, resultando em sentenças mais severas, devido a vieses presentes nos dados utilizados para treiná-los.
Aplicativos de Monitoramento de Bairro	Plataformas que permitem aos residentes reportar atividades "suspeitas" em suas comunidades.	Esses aplicativos podem incentivar a vigilância racializada, onde indivíduos negros são mais frequentemente reportados como suspeitos, reforçando estereótipos e potencialmente levando a confrontos injustos com a polícia.
Dispositivos de Secagem Automática	Secadores de mãos que ativam automaticamente ao detectar a presença das mãos sob o sensor.	Alguns desses dispositivos foram projetados com sensores que não detectam adequadamente tons de pele mais escuros, resultando em falhas na ativação para usuários negros.

Fonte: Adaptado de Benjamin (2019)

Esses exemplos evidenciam a necessidade de uma abordagem crítica e inclusiva no desenvolvimento e implementação de tecnologias, garantindo que não reforcem desigualdades históricas e promovam justiça social.

Uma das principais dificuldades enfrentadas por Benjamin (2019) foi desvendar a opacidade dos sistemas algorítmicos. A natureza proprietária de muitos algoritmos dificulta a análise de seus processos internos e a identificação de vieses embutidos. Além disso, a crença generalizada na neutralidade da tecnologia representa um desafio para a conscientização sobre esses problemas.

O trabalho da autora alinha-se com pesquisas de outros estudiosos que investigam o racismo algorítmico, como Safiya Umoja Noble, que explora como os mecanismos de busca reforçam a discriminação racial. Ambas enfatizam a necessidade de uma análise crítica das tecnologias que são frequentemente percebidas como imparciais.

Embora Benjamin (2019) não se aprofunde especificamente na questão do acesso ao crédito, suas análises sobre discriminação algorítmica podem ser aplicadas a esse contexto. Algoritmos utilizados por instituições financeiras para avaliar a solvência podem perpetuar desigualdades raciais ao basearem-se em dados históricos que refletem discriminações passadas, prática conhecida como *redlining digital*.

Coorganizada com outros pesquisadores, a obra de Bruno (2019), explora como a vigilância algorítmica pode reforçar desigualdades raciais e sociais. A autora analisa como sistemas algorítmicos, frequentemente considerados neutros, podem perpetuar e amplificar preconceitos existentes na sociedade.

A pesquisa realizada adota uma abordagem qualitativa, com análise crítica de literatura, fazendo uma revisão de estudos sobre vigilância, tecnologia e racismo para contextualizar o debate, também faz um estudo de caso com exame de situações específicas em que a vigilância algorítmica impacta comunidades marginalizadas, evidenciando práticas discriminatórias e, por meio de entrevistas e observações, faz a coleta de relatos e experiências de indivíduos sujeitos à vigilância algorítmica, proporcionando uma compreensão aprofundada dos efeitos dessas práticas.

A análise dos resultados revela que a vigilância algorítmica frequentemente tem (i) Supervigilância de Comunidades Negras: tecnologias de reconhecimento facial são mais propensas a identificar erroneamente indivíduos negros como suspeitos, levando a abordagens policiais injustificadas; (ii) Reprodução de Estereótipos Raciais: algoritmos de predição criminal podem associar, de forma desproporcional, crimes a bairros predominantemente habitados por pessoas negras, resultando em policiamento excessivo nessas áreas; (iii) Barreiras no Acesso a Oportunidades: sistemas automatizados de recrutamento podem descartar candidatos com nomes associados a minorias raciais, limitando suas chances de emprego.

No Quadro 5, pode-se observar melhor, as principais conclusões da pesquisa e das entrevistas feitas:

Quadro 5: Principais Conclusões das Entrevistas e Observações

Tema	Descrição	Conclusões Observadas	Impacto Social e Racial
Supervigilância em Comunidades Negras	Vigilância intensa em bairros predominantemente habitados por negros, utilizando câmeras de segurança e reconhecimento facial.	- Populações negras se sentem constantemente vigiadas, gerando desconfiança nas autoridades.	- Perfilamento racial e policiamento seletivo, aumentando abordagens injustificadas e estigmatização racial.
Uso de Dados Históricos Enviesados	Algoritmos de predição criminal utilizam dados históricos de prisões para determinar áreas de policiamento.	- Reforço de preconceitos raciais, ao associar criminalidade a bairros pobres e racialmente segregados.	- Criminalização de comunidades negras e periféricas, perpetuando ciclos de violência e exclusão social.

Tema	Descrição	Conclusões Observadas	Impacto Social e Racial
Falta de Transparência nos Algoritmos	As comunidades afetadas não têm acesso às informações sobre como funcionam os algoritmos de vigilância.	- Desinformação e impotência para questionar decisões automatizadas.	- A opacidade algorítmica reforça hierarquias sociais, excluindo minorias dos processos decisórios.
Impacto na Liberdade de Expressão e Movimento	A vigilância algorítmica influencia comportamentos e interações sociais.	- Indivíduos relatam autocensura e mudança de rotas para evitar áreas altamente vigiadas.	- Restrição da liberdade de expressão e criminalização da presença pública de minorias em espaços urbanos.
Estigmatização e Preconceito	Os sistemas algorítmicos utilizam perfis raciais para prever comportamentos considerados "suspeitos".	- Estigmatização racial de jovens negros como "ameaças em potencial".	- Reprodução de estereótipos raciais, reforçando preconceitos sociais e aumentando a violência policial.
Falta de Diversidade na Criação dos Algoritmos	Desenvolvedores e tomadores de decisão não incluem perspectivas das comunidades afetadas.	- Desconexão cultural e falta de empatia na concepção dos sistemas de vigilância.	- Exclusão de vozes marginalizadas, resultando em soluções tecnológicas inadequadas para realidades sociais complexas.

Fonte: Bruno, F. (2019). Tecnopolíticas da Vigilância: Perspectivas da Margem

Por fim, Bruno (2019) concluiu que a vigilância algorítmica não é neutra, ela reflete preconceitos sociais e perpetua estereótipos raciais, especialmente em comunidades negras e periféricas. O uso de dados históricos enviesados amplifica discriminações raciais, resultando em supervigilância e criminalização desproporcional e há falta de transparência e diversidade na criação dos algoritmos que contribuem para a opressão estrutural, restringindo direitos sociais e democráticos.

Assim, se Benjamin e Bruno mostram como as práticas tecnológicas concretas (reconhecimento facial, assistentes virtuais) atualizam formas de racismo, já Chun revelará como os fundamentos históricos e técnicos do *big data* perpetuam desigualdades. Juntas, oferecem um quadro robusto: o racismo algorítmico não é apenas produto de vieses acidentais, mas está enraizado tanto nas lógicas históricas que estruturam a produção de dados quanto nas formas contemporâneas de aplicação tecnológica.

Assim, na mesma linha, Chun (2021), explora como os dados massivos (*big data*) e o aprendizado de máquina não apenas refletem, mas também amplificam e automatizam discriminações e preconceitos existentes. A autora argumenta que a polarização é frequentemente um objetivo, e não um erro, dentro desses sistemas, que acabam por perpetuar desigualdades sociais.

Embora Chun (2021) não utilize diretamente o termo racismo algorítmico, sua análise destaca como os algoritmos podem codificar e reforçar preconceitos raciais. Ela aponta que práticas como a correlação de dados têm raízes em tentativas eugênicas do século XX de produzir um futuro melhor, o que implica que os sistemas atuais podem carregar vieses históricos que perpetuam segregações e políticas de identidade.

Na pesquisa ela adota uma abordagem interdisciplinar, em que realiza uma análise histórica, examinando as origens de conceitos estatísticos e suas conexões com práticas discriminatórias, como a eugenia, realiza estudos de caso, investigando tecnologias

contemporâneas, como sistemas de reconhecimento facial e policiamento preditivo, para demonstrar como dados enviesados podem levar a resultados discriminatórios e ainda utilizando *frameworks* da teoria crítica analisa como as tecnologias de dados influenciam e moldam as relações sociais e políticas de reconhecimento.

A pesquisa de Chun (2021) revela dos três principais sistemas tecnológicos, o primeiro, que baseados no princípio da homofilia (tendência de indivíduos se conectarem com semelhantes), os Sistemas de Recomendação podem criar "bolhas" que reforçam preconceitos existentes, agrupando usuários em *clusters* homogêneos e polarizados. Ainda, treinados em bases de dados não diversificadas, como rostos de celebridades de *Hollywood*, sistemas de Reconhecimento Facial tendem a apresentar maior taxa de erro ao identificar indivíduos de origens raciais diversas, refletindo um viés estrutural na coleta e utilização de dados e por fim, modelos treinados com dados históricos de áreas marginalizadas podem perpetuar ciclos de supervigilância e criminalização dessas comunidades, ao invés de oferecer soluções equitativas, que são chamados de Policiamento Preditivo.

Os sistemas de recomendação utilizam correlação de dados para sugerir conteúdo com base em comportamentos passados, como histórico de navegação, compras e interações *online*. Esses algoritmos aplicam o princípio da homofilia – a tendência de conectar indivíduos com interesses e perfis semelhantes, resultando em clusters homogêneos. Chun (2021) observa que, ao sugerir conteúdos similares aos já consumidos, os algoritmos reafirmam preconceitos sociais e polarizam opiniões.

Segundo a autora, indivíduos são expostos apenas a informações que confirmam suas crenças, gerando ecos sociais e segregação informacional. A repetição de conteúdos homogêneos intensifica polarizações políticas e sociais, limitando o pensamento crítico e o diálogo intercultural. Quando aplicados a redes sociais e plataformas de comércio eletrônico, esses sistemas reproduzem estereótipos raciais ao associar produtos ou conteúdos a grupos raciais específicos, com base em dados históricos enviesados.

Chun (2021) analisa como o algoritmo de recomendação do *YouTube* sugere vídeos com vieses raciais, impulsionando a propagação de teorias de conspiração e conteúdos racistas. Usuários que assistem a vídeos sobre justiça social podem receber sugestões de conteúdos extremistas devido à correlação algorítmica, que não considera contexto nem intenção do usuário.

Ela sugere o desenvolvimento de algoritmos alternativos que desafiem a homofilia e promovam diversidade informacional, apresentando visões opostas e perspectivas multiculturais e que desagreguem redes homogêneas, evitando polarizações sociais e segregações digitais e também incluam contextos culturais e históricos para evitar associações raciais estereotipadas.

No que tange aos sistemas de reconhecimento facial, segundo a autora, utilizam algoritmos de aprendizado profundo para identificar rostos humanos em imagens ou vídeos, comparando-os com bases de dados previamente treinadas. Esses sistemas dependem de redes neurais convolucionais e modelos de correlação para classificar características faciais, como tom de pele, estrutura óssea e formato dos olhos.

Chun (2021) observa que algoritmos de reconhecimento facial apresentam taxas de erro significativamente mais altas ao identificar rostos de pessoas negras e asiáticas, especialmente

mulheres negras. A baixa precisão resulta de bases de dados desbalanceadas, treinadas predominantemente com imagens de pessoas brancas. Os algoritmos tendem a classificar erroneamente indivíduos negros como suspeitos, resultando em abordagens policiais injustificadas e criminalização racial.

Chun (2021) cita o estudo *Gender Shades* de Joy Buolamwini (2018), que revelou altas taxas de erro em mulheres negras nos sistemas de IBM (34,4%), Face++ (34,7%) e Microsoft (21,0%). Ela argumenta que esses erros não são simples falhas técnicas, mas consequências de escolhas de design e desenvolvimento, influenciadas por vieses sociais e hierarquias raciais.

Ela sugere a inclusão de imagens representativas de diferentes grupos raciais e de gênero, a divulgação pública dos critérios de classificação, explicabilidade das decisões algorítmicas e a revisão contínua por equipes diversas para identificação e correção de vieses.

Por fim, algoritmos de policiamento preditivo utilizam dados históricos de crimes para prever locais e horários de crimes futuros, orientando o deslocamento das forças policiais. A autora relata que esses sistemas aplicam modelos de correlação preditiva e inteligência artificial para mapear zonas de risco com base em informações geográficas, demográficas e históricas.

Chun, (2021) explica que ao utilizar dados históricos enviesados, esses algoritmos concentram a vigilância em comunidades marginalizadas, especialmente bairros de maioria negra. Ela mostra que o policiamento preditivo associa criminalidade a bairros pobres, resultando em patrulhamento excessivo e perfis raciais negativos e que a vigilância excessiva leva a mais prisões e registros criminais, retroalimentando o algoritmo com dados enviesados e perpetuando disparidades raciais.

Ela sugere uma contextualização dos dados usados, reconhecendo históricos de policiamento discriminatório, envolvimento das comunidades afetadas no desenvolvimento e monitoramento desses sistemas e, em casos de viés estrutural extremo, abolir o uso de IA em políticas de segurança pública.

Tarcízio Silva é um dos pesquisadores brasileiros mais relevantes no estudo do racismo algorítmico, investigando como sistemas tecnológicos perpetuam e amplificam discriminações raciais. Suas pesquisas analisam o impacto dos algoritmos em plataformas digitais, inteligência artificial e aprendizado de máquina, utilizando abordagens interdisciplinares para evidenciar os vieses presentes nesses sistemas.

Silva (2022) define o racismo algorítmico como a perpetuação de preconceitos e discriminações raciais por meio de sistemas algorítmicos e tecnologias digitais. Isso ocorre quando algoritmos, treinados em dados históricos enviesados, replicam ou até amplificam desigualdades existentes na sociedade. Ele destaca que esses sistemas podem reforçar hierarquias raciais, especialmente quando operam de maneira opaca e sem supervisão adequada.

O autor oferece uma análise aprofundada sobre como as tecnologias digitais podem perpetuar e amplificar hierarquias raciais existentes na sociedade. Ele, investiga de forma interdisciplinar o fenômeno do racismo algorítmico em diversas plataformas digitais, combinando uma revisão bibliográfica, com a análise de literatura existente sobre racismo estrutural, inteligência artificial e ética em tecnologia, com estudos de caso, realizando exame detalhado de incidentes específicos onde sistemas algorítmicos resultaram em discriminação

racial, como em ferramentas de reconhecimento facial e sistemas de crédito e uma análise crítica de discurso, com avaliação de narrativas e discursos presentes em torno da neutralidade tecnológica e como eles podem mascarar práticas discriminatórias.

Silva (2022) apresenta diversos exemplos que ilustram como a falta de diversidade na concepção e desenvolvimento de sistemas de IA pode levar a resultados discriminatórios como o (i) Reconhecimento Facial: algoritmos treinados predominantemente com imagens de pessoas brancas tendem a apresentar maiores taxas de erro ao identificar indivíduos de outras etnias, o que pode resultar em falsas identificações criminais e, (ii) Moderação de Conteúdo: plataformas digitais podem remover ou ocultar conteúdos produzidos por criadores negros, interpretando erroneamente expressões culturais como violações das diretrizes da comunidade.

Esses casos evidenciam que a ausência de diversidade nas equipes de desenvolvimento e nos conjuntos de dados utilizados pode resultar em tecnologias que não atendem de forma equânime a toda a população. O Quadro 6, apresenta um resumo das conclusões do autor durante a pesquisa:

Quadro 6: Resumo das Conclusões do autor

Tema	Conclusões e Observações
Incorporação de Hierarquias Raciais	As tecnologias digitais frequentemente refletem e amplificam hierarquias raciais existentes na sociedade, resultando em discriminação automatizada.
Neutralidade Tecnológica	A percepção equivocada de que a tecnologia é neutra contribui para a negação do racismo estrutural embutido nos sistemas algorítmicos.
Visibilidades Algorítmicas Diferenciais	Algoritmos podem criar diferentes níveis de visibilidade para grupos raciais, privilegiando uns enquanto marginalizam outros, afetando oportunidades e representações.
Necropolítica Algorítmica	O uso de algoritmos em contextos de segurança e policiamento pode levar à perpetuação de práticas discriminatórias, colocando vidas de minorias raciais em risco.
Responsabilidade Humana	Embora os algoritmos tomem decisões, a responsabilidade pelas discriminações resultantes recai sobre os humanos que os desenvolvem e implementam.
Reações e Remediações	É necessário desenvolver estratégias para identificar e mitigar vieses algorítmicos, promovendo uma tecnologia mais inclusiva e equânime.

Fonte: Elaboração própria

No que tange ao acesso ao crédito, o autor observa que sistemas automatizados de avaliação de crédito podem perpetuar discriminações raciais. Algoritmos que analisam histórico financeiro e comportamental podem considerar variáveis correlacionadas à raça, mesmo que indiretamente, resultando em menores pontuações de crédito para indivíduos negros. Isso ocorre porque esses sistemas frequentemente se baseiam em dados históricos que refletem desigualdades socioeconômicas estruturais.

Como solução, o autor propõe (i) Transparência nos Modelos Algorítmicos: tornar os critérios e processos de decisão dos algoritmos mais claros e auditáveis, (ii) Diversidade nas Equipes de Desenvolvimento: incluir profissionais de diferentes origens raciais e sociais para identificar e mitigar vieses e, (iii) Revisão Contínua dos Modelos: atualizar constantemente os algoritmos para corrigir possíveis discriminações identificadas.

Essas conclusões foram alcançadas por meio da análise de estudos de caso e revisão de literatura especializada, incluindo pesquisas que demonstram como práticas de crédito podem ser enviesadas racialmente. Fontes como relatórios de organizações de direitos civis e estudos acadêmicos sobre discriminação financeira foram consultadas para embasar as observações.

Segundo o autor, as principais vítimas do racismo algorítmico são indivíduos pertencentes a grupos raciais historicamente marginalizados, especialmente pessoas negras. Esses indivíduos podem enfrentar (i) Falsas Identificações em Sistemas de Segurança: maior probabilidade de serem erroneamente identificados como suspeitos em sistemas de vigilância (ii) Censura em Plataformas Digitais: conteúdos culturais ou expressivos sendo removidos ou ocultados injustamente e (iii) Dificuldades no Acesso a Serviços Financeiros: menores chances de aprovação de crédito ou condições menos favoráveis devido a avaliações algorítmicas enviesadas.

Além desta obra, Tarcízio Silva contribuiu com outros estudos relacionados ao tema, conforme se vê no Quadro 7:

Quadro 7: Resumo das obras de Tarcízio Silva

Título	Ano	Foco Principal	Principais Conclusões
Comunidades, Algoritmos e Ativismo Digitais: olhares afrodiaspóricos	2020	Interseção entre comunidades negras e tecnologias digitais	A tecnologia pode ser uma ferramenta de empoderamento, mas também de opressão, dependendo de como é implementada.
Racismo Algorítmico em Plataformas Digitais: microagressões e discriminação em código	2020	Análise crítica das microagressões raciais em plataformas digitais	Algoritmos de moderação de conteúdo podem silenciar vozes negras ao interpretar expressões culturais como violações.
Racismo Algorítmico: Inteligência Artificial e Discriminação nas Redes Digitais	2022	Análise abrangente de como a IA perpetua desigualdades raciais	Sistemas algorítmicos refletem e amplificam preconceitos sociais, afetando oportunidades sociais e econômicas para minorias raciais.
Vigilância e Controle nas Redes Sociais: Perspectivas Afrodiaspóricas	2021	Investigação sobre vigilância digital e racialização	Plataformas digitais adotam políticas de vigilância que afetam desproporcionalmente grupos racializados, reforçando estereótipos.
Colonialismo Digital e Inteligência Artificial	2019	Relação entre IA e legados coloniais na era digital	A IA é moldada por ideologias eurocêntricas que perpetuam hierarquias raciais globais.
Algoritmos de Visibilidade: Poder e Exclusão nas Redes Sociais	2021	Impacto dos algoritmos na visibilidade e marginalização de conteúdos	Algoritmos de recomendação priorizam conteúdos <i>mainstream</i> , diminuindo a visibilidade de vozes negras e indígenas.
Discriminação Algorítmica no Mercado de Trabalho Digital	2018	Análise de plataformas de trabalho digital e preconceito racial	Plataformas digitais reforçam hierarquias raciais ao correlacionar localização e nome com competência profissional.

Fonte: Elaboração própria

Todas as obras abordam o racismo algorítmico e suas diferentes manifestações nas plataformas digitais, destacando como as hierarquias raciais são reproduzidas e amplificadas pela IA. O autor utiliza uma abordagem interdisciplinar, combinando análises críticas, estudos de caso e revisão bibliográfica. Nos estudos iniciais (2018-2019), o autor foca na discriminação em plataformas digitais e no mercado de trabalho. Com o tempo, suas pesquisas se expandem para abordar colonialismo digital, vigilância racial e algoritmos de visibilidade.

A trajetória conceitual que percorre da matemática de Al-Khwarizmi à governança digital contemporânea revela um deslocamento decisivo: algoritmos deixaram de ser apenas instruções técnicas para se tornarem infraestruturas de poder. À luz do percurso analítico reconstruído — de Nascimento e Munanga à crítica sociotécnica de Winner, Gandy, Pasquale, Noble, Eubanks, Buolamwini, Benjamin, Chun, Bruno e Silva — torna-se incontornável reconhecer que a tecnologia opera como linguagem ativa de reprodução do racismo estrutural, especialmente quando se naturalizam dados, categorias e modelos como se fossem neutros. Se, no Brasil, a ideologia da “democracia racial” ocultou por décadas a desigualdade (Munanga) e desautorizou epistemologias negras (Carneiro), no presente vemos essa mesma lógica traduzida em código, bases de dados e decisões automatizadas.

Nesse quadro, o racismo algorítmico não é desvio, erro ou acidente técnico: é atualização tecnopolítica de hierarquias históricas. Winner mostra que artefatos têm política; Gandy demonstra como classificações massivas (*panoptic sort*) estratificam cidadania, emprego e consumo; Sweeney evidencia viés mensurável em anúncios; Pasquale explica por que tal viés prospera na opacidade; Noble expõe como buscadores mercantilizam estereótipos; Eubanks documenta a exclusão de direitos por automação estatal; Buolamwini quantifica o erro racial e de gênero em reconhecimento facial; Benjamin nomeia o *New Jim Code*, que reempacota discriminações como inovação; Chun reconstrói a genealogia estatística e sua herança eugênica; Bruno mostra a vigilância que racializa o espaço urbano; e Silva sistematiza, no contexto brasileiro, como plataformas e IA amplificam hierarquias raciais. Em conjunto, esse corpo de evidências desloca o debate do “conserto do algoritmo” para transformações estruturais no ciclo inteiro de dados e decisões.

Do ponto de vista normativo, a implicação é nítida: mitigar viés não basta quando os próprios objetivos, variáveis e métricas reproduzem desigualdades. É preciso redesenhar problemas, metas e critérios de sucesso à luz de justiça racial, e não apenas calibrar modelos. Isso exige: (i) transparência significativa (explicabilidade útil para os atingidos e auditabilidade independente); (ii) governança de dados antidiscriminatória (limites ao uso de proxies raciais, avaliação de impacto algorítmico *ex ante* e *ex post*, e registros de decisão); (iii) participação vinculante de comunidades afetadas na definição de requisitos e salvaguardas; (iv) diversidade de equipes e de repertórios epistemológicos no desenho de sistemas; e (v) remédios materiais (direito à contestação humana, reversão de decisões, reparação e sanções regulatórias) quando houver dano.

No recorte específico de crédito e empreendedorismo negro, o diagnóstico histórico de Nascimento e a crítica de Munanga convergem com as evidências contemporâneas: *scores* treinados em passados excludentes normalizam a negação de oportunidades e precificam a negritude como risco. Ajustes cosméticos de acurácia não enfrentarão a raiz do problema se as bases de treinamento, as funções-objetivo e as proxies espaciais e comportamentais continuarem a emular a segregação. Daí a importância de auditorias setoriais obrigatórias, métricas de justiça distribuída (não só performance média), dados contrafactuais e reamostragem para corrigir sub-representações, além de políticas públicas reparatórias que

alterem o próprio universo de dados (inclusão financeira ativa, garantias públicas, linhas de crédito antidiscriminatórias).

Metodologicamente, a tese ganha densidade ao articular provas empíricas de discriminação (como em Sweeney e Buolamwini) com a teoria crítica sociotécnica (Winner, Gandy, Pasquale, Noble, Eubanks, Benjamin, Chun) e a tradição intelectual negra brasileira (Munanga, Carneiro, Nascimento, Silva). Esse arranjo permite demonstrar que viés algorítmico é efeito de estrutura — e, portanto, a resposta científica e regulatória precisa combinar mensuração rigorosa, historicidade e desenho institucional. Em termos de pesquisa, isso implica ampliar bases com variáveis de justiça, publicar protocolos reproduzíveis de auditoria, cruzar métodos (estatística, estudos de caso, análise de discurso e etnografia de sistemas) e ancorar a avaliação em impactos materiais sobre vidas negras.

Politicamente, a conclusão é inequívoca: não há neutralidade técnica possível em sociedades desiguais. A disputa sobre dados, modelos e infraestruturas é também disputa sobre quem conta, quem decide e quem lucra. Legitimar o “feito é melhor que perfeito” ou o “*move fast and break things*” em serviços essenciais significa naturalizar que as coisas “quebradas” sejam, de novo, as mesmas vidas. Por isso, a agenda proposta combina reformas internas de governança algorítmica com regulação pública robusta (avaliação de impacto, padrões de não discriminação, dever de explicação, auditorias obrigatórias, interoperabilidade e portabilidade de razões), e políticas reparatórias que alterem o pano de fundo estatístico das decisões.

Em suma, algoritmos são instituições: codificam histórias, prioridades e assimetrias. A conclusão desta análise é que enfrentar o racismo algorítmico requer transformar as estruturas que o tornam previsível — as mesmas que, no Brasil, negaram o racismo enquanto o reproduziam. Isso implica reposicionar a tecnologia como meio (e não fim), submeter seu uso ao controle democrático e reconectar desempenho técnico a direitos, dignidade e igualdade substantiva. Só assim a promessa da inteligência artificial deixa de ser retórica de eficiência para tornar-se instrumento concreto de justiça social.

Capítulo 2: Empreendimentos Negros no Brasil

O capítulo 2 aborda os empreendimentos negros no Brasil, explorando seu contexto histórico, os tipos de empreendimentos, os desafios enfrentados e as estratégias de resistência e resiliência. A análise detalhada e crítica destes temas, sustentada por referências bibliográficas, oferece uma visão abrangente sobre a importância dos empreendimentos negros para a economia e a sociedade brasileira.

2.1 Contextualização dos Empreendimentos Negros no Brasil

A história dos empreendimentos negros no Brasil é marcada por muita luta, sem apoio estatal e marginalizados economicamente, onde começaram a criar suas próprias formas de subsistência. Muitos desses empreendimentos surgiram em contextos de extrema adversidade, mas representaram importantes espaços de resistência e autonomia econômica.

Fazendo um recorte ao período pós-abolição, Santos (2011), afirma que comunidades negras urbanas, como a Pequena África no Rio de Janeiro, tornaram-se centros de atividade econômica liderada por negros. Esses espaços eram marcados por uma forte presença de pequenos negócios, como bares, salões de beleza, alfaiatarias e mercadinhos, que serviam não apenas como fontes de renda, mas também como centros de organização comunitária e resistência cultural.

A autora Nascimento (2013) destaca que esses empreendimentos funcionavam como redes de suporte e solidariedade, crucial para a sobrevivência das comunidades negras. Ela argumenta que esses negócios não eram apenas econômicos, mas também políticos, pois desafiavam as estruturas de exclusão racial impostas pela sociedade.

Ao longo do século XX, os empreendimentos negros enfrentaram uma série de desafios, desde a falta de acesso ao crédito até a discriminação no mercado. Apesar disso, muitos negócios prosperaram, especialmente nos setores de serviços e comércio.

Para melhor demonstrar o cenário de desenvolvimento dos empreendimentos negros ao longo do século XX, apresento, na Figura 1, o desenvolvimento de cada período e em seguida teço as observações de destaque de cada um.

Linha do Tempo: Desenvolvimento dos Empreendimentos Negros ao Longo do Século XX



Fonte: Elaboração própria

O recorte temporal que vai dos anos 1900 a 1930 marca o início do século XX com a pós-abolição no Brasil (1888). Nesse período, a população negra enfrentava grandes barreiras econômicas e sociais, uma vez que não houve políticas efetivas de inclusão após a abolição da escravidão. A segregação econômica e a marginalização racial dificultavam o acesso da população negra ao mercado de trabalho formal e ao capital para empreender.

Alguns progressos foram alcançados neste período, como o exemplo do surgimento de empreendimentos comunitários e negócios informais nas periferias urbanas, como salões de beleza, barbearias e pequenos comércios, além da criação de associações de ajuda mútua, voltadas para a colaboração entre a população negra, como a Frente Negra Brasileira, que buscava desenvolver e apoiar iniciativas da população afrodescendente.

Entretanto, também havia a discriminação racial no mercado de trabalho, a falta de políticas públicas de inclusão e as barreiras de acesso ao crédito e ao capital como as principais dificuldades enfrentadas pelos negros empreendedores.

Segundo Nascimento (2013), no que tange ao período de 1930 a 1950 tivemos o advento do Estado Novo (1937-1945), em que houve uma tentativa de centralização e controle econômico, mas isso não resultou em benefícios diretos para a população negra. O racismo estrutural continuava a impedir a plena participação dos negros na economia formal. Contudo, esse período foi importante para o fortalecimento de uma consciência coletiva negra e a formação de novos movimentos.

A autora traz que o período foi marcado por dificuldades, mas também por alguns progressos. As principais dificuldades enfrentadas pela população negra foi a discriminação institucionalizada nas políticas trabalhistas e no mercado formal, além disso houve o baixo acesso à educação, dificultando a capacitação da população negra para empreendimentos

formais e por consequente, a marginalização de negros em setores industriais que emergiam com a urbanização.

Porém, também houve progressos no desenvolvimento de redes de apoio e cooperativas autônomas, voltadas para atividades como a produção de alimentos e vestuário, além do crescimento de empreendimentos no setor de serviços, como barbearias, mercearias e restaurantes, em especial nas comunidades negras das grandes cidades, como Rio de Janeiro e São Paulo.

Com a ascensão dos movimentos civis negros nos EUA, a partir dos anos 1960, o Brasil também viu um crescimento das lutas negras por igualdade e reconhecimento. Para Domingues (2008), a ditadura militar (1964-1985) restringiu muitas liberdades civis, mas a resistência cultural e social continuou. Durante essa época, empreendedores negros tiveram que lidar com um contexto econômico altamente controlado e repressivo.

O autor destaca que a repressão política que dificultava a organização de movimentos negros e empreendedores, a exclusão do mercado de trabalho formal e a baixa representatividade nos grandes setores econômicos, além da falta de crédito e políticas públicas voltadas para o incentivo a empreendimentos negros, marcaram o período.

Porém, com a expansão de cooperativas negras e redes de comércio informal, a consolidação de movimentos como o Movimento Negro Unificado (MNU), que também incentivava o desenvolvimento econômico autônomo e o surgimento de empreendimentos culturais ligados ao samba, carnaval e outras manifestações afro-brasileiras, gerando capital e visibilidade para comunidades negras, acabou por trazer muitos progressos ao período.

Com a redemocratização do Brasil e o fortalecimento dos movimentos negros, o fim do século XX (1990 e 2000) trouxe avanços significativos para o reconhecimento dos direitos da população negra. No campo econômico, ainda havia grandes barreiras, mas começaram a surgir políticas afirmativas e iniciativas privadas voltadas para o fomento de empreendimentos negros.

Esse período trouxe alguns avanços como o surgimento de programas como o SEBRAE Afro, que oferecia apoio e capacitação para empreendedores negros, a expansão de empreendimentos em áreas como moda, gastronomia, turismo e tecnologia, fortalecendo o ecossistema empreendedor afro-brasileiro e o aumento da visibilidade e reconhecimento de empreendedores negros de sucesso, o que incentivou novas gerações a iniciar seus negócios.

Para o período atual, compreendido entre 2010 aos dias presentes, Silva (2022) apresenta que com o fortalecimento das redes sociais e do acesso à informação, os empreendedores negros têm encontrado mais espaços para visibilidade e oportunidades de negócio. Movimentos globais como o *Black Lives Matter* ajudaram a impulsionar discussões sobre a necessidade de igualdade racial e inclusão no mundo dos negócios.

Porém muitas dificuldades ainda persistem. O autor destaca que o acesso ainda limitado a crédito bancário e a investimento de risco para empreendimentos negros, ainda é uma realidade. Ainda, a persistência de barreiras institucionais que dificultam o crescimento de negócios de negros no setor formal e a desigualdade racial no setor corporativo, onde a população negra ainda é sub-representada, se destacam como algumas das dificuldades enfrentadas.

Silva (2022) ao longo de sua obra também destaca alguns progressos que aconteceram e que estamos vivendo agora. Pode-se destacar o crescimento de iniciativas de apoio ao empreendedorismo negro, como aceleradoras e incubadoras voltadas especificamente para negócios de afrodescendentes, temos também a ampliação das discussões sobre diversidade corporativa e o impacto econômico de apoiar empreendedores negros, além do surgimento de coletivos empresariais negros e plataformas digitais que visam conectar consumidores e fornecedores afro-brasileiros, como a *AfroBusiness*.

Com este panorama, podemos concluir que a trajetória dos empreendimentos negros no Brasil ao longo do século XX é marcada por muitos desafios, desde o racismo estrutural e a falta de políticas públicas, até o surgimento de novos espaços e iniciativas de apoio ao longo das décadas. Hoje, com mais visibilidade e apoio, os empreendedores negros estão ganhando espaço, mas ainda enfrentam muitas barreiras no acesso ao capital e à representatividade.

2.2 Do empreendedor ao empreendedorismo, formalização e informalidade.

2.2.1 O Empreendedor

O conceito de empreendedor foi sendo transformado ao longo do tempo, refletindo mudanças nas estruturas econômicas e sociais. Jean-Baptiste Say (1983) foi um dos primeiros a conceituar o empreendedor, destacando-o como aquele que desloca recursos de áreas de menor para maior produtividade, assumindo o papel de organizador da produção. Essa concepção pioneira já apontava para a importância do empreendedor como agente racional de eficiência econômica.

Para Schumpeter (1934), o empreendedor é um agente da destruição criativa, pois promove inovações que substituem tecnologias e modelos de negócios obsoletos, impulsionando o desenvolvimento econômico, já Drucker (1985) define o empreendedorismo como um comportamento, e não um traço de personalidade, destacando que empreendedores identificam mudanças e as transformam em oportunidades de negócio. Hisrich, Peters e Shepherd (2009) dizem que o empreendedor é alguém que assume riscos calculados para iniciar um empreendimento inovador, gerenciando recursos e enfrentando desafios em um ambiente competitivo.

Bygrave e Zacharakis (2010) por sua vez, afirmam que empreender envolve identificar, avaliar e explorar oportunidades de mercado, utilizando criatividade e estratégia para criar valor. Gartner (1988), propõe que o empreendedorismo deve ser entendido como um processo dinâmico, que envolve diversas interações entre indivíduos, mercados e oportunidades e Fillion (1993) afirma que o empreendedor é um visionário que cria, desenvolve e executa um plano estratégico para alcançar seus objetivos, sendo motivado por autonomia e desafios.

Shane e Venkataraman (2000) afirmam que o empreendedorismo é a busca de oportunidades para inovar, independentemente dos recursos disponíveis no momento e McClelland (1961) associou o empreendedorismo à motivação para o sucesso, argumentando que empreendedores possuem uma necessidade elevada de realização.

Por fim, Schumpeter (1988), ampliou essa definição ao enxergar o empreendedor como o verdadeiro motor do capitalismo moderno. Para ele, o empreendedor não apenas organiza,

mas inova: cria novos produtos, processos, mercados e formas de organização, provocando a chamada “destruição criativa”. Sua contribuição está em mostrar que o capitalismo é movido pelo dinamismo do empreendedor, que rompe estruturas vigentes para abrir espaço ao novo. Diferentemente de Say, que enfatizava a eficiência, Schumpeter coloca a ênfase na ruptura e na transformação.

Autores contemporâneos reforçam e expandem essas ideias, compreendendo o empreendedorismo como um fenômeno complexo que envolve não apenas inovação ou reorganização produtiva, mas também visão estratégica, assunção de riscos e sensibilidade social. Segundo Biz Libretexs (2021), o empreendedor atual deve ser entendido como alguém que reconhece oportunidades em ambientes incertos, mobiliza recursos de forma criativa e gera valor econômico e social.

Ao conectar esses autores, percebe-se um fio condutor: de Say, que coloca o empreendedor como organizador da produção, passando por Schumpeter, que o consagra como inovador disruptivo, até chegar às visões contemporâneas que o enxergam como agente de transformação social em contextos marcados por desigualdade e instabilidade. Essa evolução conceitual evidencia que empreender não se restringe a abrir empresas, mas a articular eficiência, inovação e impacto social.

No contexto brasileiro, tal discussão ganha relevância particular quando associada às barreiras enfrentadas por empreendedores negros, que precisam não apenas mobilizar recursos e inovar, mas também superar estruturas históricas de exclusão. Assim, as definições clássicas precisam ser tensionadas para contemplar a dimensão sociopolítica do empreendedorismo, especialmente em realidades marcadas por desigualdades estruturais.

O conceito de empreendedor, no Brasil, foi se consolidando a partir de diferentes abordagens. Segundo Dornelas (2008), o empreendedor é um indivíduo que identifica oportunidades, organiza recursos e assume riscos para criar e desenvolver negócios inovadores. Ele destaca que empreender não se restringe apenas à criação de empresas, mas também envolve a capacidade de inovar e transformar ideias em realidade, promovendo impacto econômico e social. Ele, Dornelas (2014), ressalta o empreendedor como agente de mudança, destacando sua capacidade de inovar e transformar ideias em negócios sustentáveis.

Dolabela (1999), por sua vez, amplia o debate ao enxergar o empreendedorismo como um processo formativo, vinculado ao protagonismo pessoal e social, defendendo que a educação deve preparar indivíduos para criar e realizar projetos de vida. Já Fillion (1999) complementa essas definições ao destacar a importância da visão de futuro como elemento central da ação empreendedora, apontando que o empreendedor é guiado pela clareza de suas metas e pela capacidade de construir redes de cooperação.

De acordo com Dornelas (2008), alguns traços fundamentais definem um empreendedor de sucesso:

- ✓ Inovação: capacidade de criar soluções e se adaptar às mudanças do mercado.
- ✓ Assunção de riscos: disposição para enfrentar desafios e lidar com incertezas.
- ✓ Proatividade: atitude de buscar constantemente novas oportunidades de negócio.

- ✓ Visão estratégica: capacidade de planejar e visualizar o crescimento da empresa no longo prazo.
- ✓ Autoconfiança e resiliência: persistência diante dos desafios e capacidade de aprender com os erros.
- ✓ Liderança: habilidade para motivar e gerenciar equipes, conduzindo-as ao sucesso.

O empreendedorismo no Brasil é um fenômeno multifacetado, englobando diversos perfis que refletem as particularidades socioeconômicas e comportamental do país. Segundo Dornelas (2011), é possível categorizar os empreendedores brasileiros em diferentes tipos:

- a) Empreendedor Nato: indivíduos que, desde cedo, demonstram habilidades de liderança e iniciativa, frequentemente iniciando negócios próprios ainda jovens. São visionários e comprometidos com seus objetivos.
- b) Empreendedor que Aprende: aqueles que, ao se depararem com oportunidades inesperadas, decidem adquirir conhecimentos e habilidades para gerir um empreendimento, mesmo que não tivessem essa intenção inicialmente.
- c) Empreendedor Serial: profissionais que criam negócios com o objetivo de vendê-los, utilizando o capital obtido para iniciar novos empreendimentos, em um ciclo contínuo de criação e venda.
- d) Empreendedor Corporativo: executivos que, dentro de grandes organizações, buscam inovar e desenvolver novos projetos, contribuindo para o crescimento e a competitividade da empresa.
- e) Empreendedor Social: indivíduos que utilizam habilidades empreendedoras para implementar soluções inovadoras visando o benefício social, atuando em organizações sem fins lucrativos ou iniciativas comunitárias.
- f) Empreendedor por Necessidade: pessoas que iniciam negócios próprios devido à falta de oportunidades no mercado de trabalho formal, buscando gerar renda para si e suas famílias.
- g) Empreendedor Herdeiro: indivíduos que assumem negócios familiares, sendo responsáveis por dar continuidade ao legado empresarial, enfrentando desafios de inovação e adaptação ao mercado atual.
- h) Empreendedor Normal: aqueles que buscam capacitação contínua, planejam suas ações e possuem uma visão clara de suas metas, visando minimizar riscos e aumentar as chances de sucesso do negócio.

Já o SEBRAE (2023) adota uma classificação mais prática e voltada para o contexto socioeconômico brasileiro, baseada em como o empreendedor se insere no mercado:

- a) Empreendedor por Oportunidade: identifica uma oportunidade de mercado e cria um negócio estruturado para explorá-la.
- b) Empreendedor por Necessidade: abre um negócio como alternativa ao desemprego ou dificuldades econômicas.
- c) Empreendedor Individual (MEI): formaliza um pequeno negócio como microempreendedor individual.
- d) Empreendedor Digital: atua principalmente no meio digital, explorando e-commerce, marketing digital e startups tecnológicas.
- e) Empreendedor Sustentável: foca em negócios voltados à sustentabilidade e impacto ambiental positivo.

- f) Empreendedor Social: desenvolve negócios com impacto social, promovendo transformação em comunidades e grupos vulneráveis.
- g) Empreendedor Cooperado: atua no modelo de cooperativas, beneficiando grupos econômicos organizados de forma coletiva.

A categorização de Dornelas (2011) foca nos aspectos comportamentais e motivacionais, enquanto o SEBRAE (2023) apresenta uma visão mais pragmática, considerando estatísticas e impactos econômicos no Brasil. Ambas as classificações são úteis para entender o perfil do empreendedor e suas motivações, sendo complementares em diversas análises sobre o cenário do empreendedorismo brasileiro.

O ambiente empresarial brasileiro é caracterizado por uma diversidade de tipos de empreendimentos, cada um com suas especificidades legais, fiscais e operacionais. Compreender essas classificações é fundamental para empreendedores, gestores e estudiosos que buscam navegar e atuar eficazmente no mercado nacional. A seguir, à luz da Lei Complementar nº 128, de 19 de dezembro de 2008, apresento os principais tipos de empreendimentos no Brasil:

a) Microempreendedor Individual (MEI)

Instituído pela Lei Complementar nº 128/2008, o MEI é destinado a trabalhadores autônomos que desejam se formalizar como pequenos empresários. Para enquadrar-se nessa categoria, é necessário faturar até R\$ 81.000,00 anuais, não participar como sócio ou titular de outra empresa e contratar, no máximo, um empregado que receba salário-mínimo ou o piso da categoria. O MEI beneficia-se de um regime tributário simplificado, com contribuições fixas mensais que cobrem impostos como INSS, ICMS e ISS.

b) Microempresa (ME)

As microempresas são aquelas que possuem receita bruta anual igual ou inferior a R\$ 360.000,00. Elas podem optar pelo Simples Nacional, um regime tributário que unifica a arrecadação de diversos tributos, simplificando obrigações fiscais. Entretanto, há restrições para a adesão ao Simples Nacional, como a participação de outra pessoa jurídica no capital ou a atuação em atividades financeiras.

c) Empresa de Pequeno Porte (EPP)

Classificam-se como EPPs as empresas com receita bruta anual superior a R\$ 360.000,00 e igual ou inferior a R\$ 4.800.000,00. Assim como as MEs, as EPPs podem optar pelo Simples Nacional, desde que atendam aos critérios estabelecidos na legislação vigente.

d) Sociedade Limitada (LTDA)

A Sociedade Limitada é uma das formas jurídicas mais comuns no Brasil. Nessa estrutura, o capital social é dividido em quotas, e a responsabilidade de cada sócio é limitada ao valor de suas quotas. Essa modalidade oferece flexibilidade na gestão e é adequada para empresas de diversos portes e segmentos.

e) Empresário Individual

O Empresário Individual é a pessoa física que exerce em nome próprio atividade empresarial. Não há separação jurídica entre o patrimônio pessoal e o da empresa, o que implica responsabilidade ilimitada sobre as obrigações contraídas.

f) Sociedade Anônima (S/A)

Nas Sociedades Anônimas, o capital social é dividido em ações, permitindo a captação de recursos no mercado financeiro e a possibilidade de negociação dessas ações na bolsa de valores. A responsabilidade dos acionistas é limitada ao preço de emissão das ações subscritas ou adquiridas.

g) Sociedade Simples

Destinada a profissionais que exercem atividades de natureza intelectual, científica, literária ou artística, a Sociedade Simples não possui caráter empresarial. Os sócios respondem ilimitadamente pelas obrigações sociais, salvo se adotarem outro tipo societário que limite essa responsabilidade.

h) Sociedade em Nome Coletivo

Exclusiva para pessoas físicas, na Sociedade em Nome Coletivo todos os sócios respondem solidária e ilimitadamente pelas obrigações sociais. Essa modalidade é pouco utilizada no Brasil devido ao alto grau de responsabilidade exigido dos sócios.

i) Sociedade em Comandita Simples

Nessa estrutura, coexistem sócios com responsabilidade ilimitada (comanditados) e sócios com responsabilidade limitada ao valor de suas quotas (comanditários). Os comanditados são responsáveis pela gestão da sociedade, enquanto os comanditários atuam como investidores.

j) Sociedade em Comandita por Ações

Semelhante à Sociedade Anônima, nessa modalidade o capital é dividido em ações. Porém, a administração cabe exclusivamente aos acionistas comanditados, que têm responsabilidade ilimitada, enquanto os demais acionistas têm responsabilidade limitada ao valor de suas ações.

k) Sociedade Limitada Unipessoal (SLU)

Introduzida pela Lei nº 13.874/2019, a SLU permite que uma única pessoa constitua uma sociedade limitada, sem a necessidade de um sócio. Essa modalidade oferece proteção ao patrimônio pessoal do titular e não exige capital social mínimo.

A escolha da estrutura jurídica adequada é essencial para o sucesso de um empreendimento no Brasil. Cada tipo societário possui características específicas que influenciam na gestão, na responsabilidade dos sócios e nas obrigações fiscais.

Segundo Brasil (2023), portal oficial chamado de Portal do Empreendedor dedicado ao empreendedorismo e aos pequenos negócios, para iniciar um negócio no Brasil, é necessário

seguir uma série de etapas que envolvem planejamento, formalização e adequação às exigências legais, conforme se ver na Figura 2 a seguir:

Figura 2: Etapas do planejamento e formalização de um negócio



Fonte: Adaptado de Brasil (2023)

A informalidade no empreendedorismo brasileiro tem sido um desafio persistente e de grande relevância para a economia nacional. Segundo Neri *et al* (2014), essa condição se caracteriza pela atuação de empreendedores sem registro formal de suas atividades, o que acarreta consequências significativas tanto para os indivíduos quanto para o país. Para os empreendedores, a ausência de formalização implica a falta de acesso a benefícios como previdência social, seguro-desemprego e proteção trabalhista (Neri *et al*, 2014). Além disso, a ausência de um CNPJ limita o acesso a linhas de crédito e financiamentos, dificultando a expansão dos negócios.

Do ponto de vista econômico, a informalidade reduz a arrecadação de impostos, impactando diretamente os investimentos em infraestrutura, saúde e educação. Segundo Genyo (2025), o Brasil possui um grande contingente de trabalhadores informais, o que impede uma melhor distribuição de riqueza e limita o crescimento do PIB. Essa realidade também afeta a competitividade empresarial, já que empresas formais precisam lidar com encargos trabalhistas e tributários que os informais conseguem evitar, gerando um ambiente desigual.

Para o autor, a informalidade no mercado de trabalho brasileiro é um fenômeno persistente que afeta uma parcela significativa da população economicamente ativa. De acordo com dados recentes, cerca de 40,281 milhões de brasileiros atuam na informalidade, representando 38,9% do total do mercado de trabalho. Diversos fatores contribuem para a elevada taxa de informalidade no Brasil (i) a alta carga tributária e custos de formalização, (ii)

a escassez de oportunidades de trabalho formal e a (iii) percepção de riscos associados à contratação formal.

A informalidade no Brasil é impulsionada por diversos fatores. Primeiramente, a burocracia e os custos elevados de formalização são entraves para pequenos empreendedores. A legislação trabalhista brasileira impõe altos encargos, tornando difícil para micro e pequenas empresas manterem sua regularidade fiscal e trabalhista. Outro fator relevante é o baixo nível de escolaridade e capacitação dos empreendedores. Como apontam Neri *et al*, (2014), muitos pequenos empresários não têm acesso a informações sobre os benefícios da formalização ou não possuem conhecimento suficiente para gerenciar um negócio de forma estruturada.

Além disso, há um ceticismo generalizado sobre as instituições públicas, levando empreendedores a optarem pela informalidade como forma de evitar impostos e regulamentos que percebem como ineficientes (Genyo, 2025). Esse fator está atrelado à percepção de corrupção e falta de retorno dos tributos pagos. Por fim, a necessidade de subsistência leva muitos trabalhadores a empreenderem sem planejamento. Durante crises econômicas, como a que ocorreu no Brasil entre 2014 e 2016, muitas pessoas perderam seus empregos e encontraram no trabalho informal a única alternativa viável de sustento.

A informalidade entre os empreendedores brasileiros representa um obstáculo ao crescimento econômico e à equidade social. Para reduzir essa realidade, é essencial simplificar os processos de formalização, ampliar a oferta de capacitação e promover maior transparência nas políticas públicas. Além disso, o acesso ao crédito deve ser facilitado, especialmente para aqueles que desejam migrar para a formalidade. Como apontam Neri *et al*, (2014), políticas públicas voltadas para a inclusão financeira e o microcrédito podem ser determinantes para reduzir a vulnerabilidade dos empreendedores informais.

Dessa forma, percebe-se que o conceito de empreendedor no Brasil vai além da mera abertura de empresas. Ele envolve inovação, protagonismo, visão estratégica e impacto social, articulando elementos econômicos e culturais. Essa pluralidade de interpretações é essencial para compreender o papel do empreendedor negro no Brasil, que, além dos desafios comuns, enfrenta barreiras estruturais históricas que limitam seu acesso a crédito, oportunidades e reconhecimento. Assim, os conceitos clássicos precisam ser revisitados à luz da realidade brasileira, de modo a integrar a dimensão da justiça social ao debate sobre empreendedorismo.

2.2.2 Afroempreendedorismo e Empreendedorismo negro

O conceito de empreendedorismo tem sido amplamente debatido na literatura acadêmica e no meio empresarial. Na literatura brasileira de empreendedorismo, o empreendedor é frequentemente descrito como agente de mudança que identifica oportunidades, mobiliza recursos e inova (Dornelas, 2008). Em diálogo com a tradição schumpeteriana — que associa empreendedorismo à inovação e à “destruição criativa” —, autores nacionais enfatizam ainda competências estratégicas, redes e capacidade de execução (Hisrich; Peters; Shepherd, 2009). Esses referenciais são úteis, mas insuficientes para compreender o empreendedorismo negro em contextos de desigualdade estrutural.

A revisão integrativa mais recente sobre o tema (2010–2024) propõe que “empreendedorismo negro” e “afroempreendedorismo” compreendem tanto (i) empreendimentos cujos(as) fundadores(as) se autodeclaram negros, independentemente do portfólio, quanto (ii) negócios orientados à identidade afro-brasileira (produtos/serviços para

públicos negros), reconhecendo que ambos enfrentam barreiras específicas de raça na economia.

Classificações úteis para análise incluem: a) motivação de entrada (oportunidade x necessidade); b) grau de formalização (CNPJ, MEI, informal); c) setor de atuação (serviços, comércio, economia criativa/cultural, tecnologia); d) estágio de desenvolvimento (sobrevivência, tração, escala); e) orientação identitária (negócio “neutro” vs. culturalmente marcado). Estudos de campo indicam, por exemplo, que parte expressiva do afroempreendedorismo opera nos serviços e na economia criativa, onde a identidade negra mobiliza redes de consumo (*black money*), mas a baixa capitalização e a informalidade limitam crescimento e acesso a crédito.

Para Amartine e Queiroz (2022) a definição de afroempreendedorismo dele levar em conta aspectos como “o enfoque, o tipo de bem comercializado, a estrutura da cadeia produtiva, o processamento do produto, a raça/cor dos trabalhadores do negócio e outros elementos devem auxiliar, de maneira não exclusiva, na definição de um negócio, capitaneado por uma pessoa negra, como afroempreendedorismo ou não”.

A revisão integrativa realizada por Arciprete *et al.* define empresários negros como aqueles que se autodeclararam negros (pretos ou pardos), mesmo quando seus negócios não têm temática racial explícita, e/ou que produzem bens/serviços com identidade afro-brasileira (ARCIPRETE *et al.*, 2025). Esse recorte conceitual amplia a análise para além da lógica puramente mercadológica.

Ainda, os autores trazem o conceito de afroempreendedorismo como aquele oriundo de movimentos para superar o racismo e fortalecer empreendedores negros, que oferecem produtos e serviços relacionados à identidade afro-brasileira, voltados para consumidores negros.

Para PretaHub (2019), o empreendedorismo negro no Brasil não é homogêneo. Há a sensação de que empreender é atividade muito solitária. Empreendedores não contam com apoio na gestão e no planejamento do negócio. Os principais parceiros desses empreendedores são os familiares. Ainda, o estudo revela que a

“Sensação de que os clientes e fornecedores não confiam no negócio é generalizada – apenas um dos perfis encontrados não ressalta essa falta de confiança. A falta de confiança gera um problema de autoestima importante: muitos empreendedores sabem que têm um bom produto/serviço. Mas não se sentem preparados para crescer com seus negócios. Pessimismo e percepção de que “não podem falhar” é mais forte exatamente no grupo mais sensível ao impacto das questões raciais em suas vidas e em seus negócios”.

Ainda com base no estudo, os empreendedores negros compõem 81% de pessoas autodeclaradas pardas/mulatas e 19% autodeclaradas pretas. Há um equilíbrio de gênero, onde 52% são formado por mulheres e 48% formado por homens. 68,60% corresponde a faixa etária entre 18 e 39 anos e a maioria está na região Sudeste (40%), seguida na região Nordeste (31%). Esses empreendedores concluíram o ensino médio (48,60%) e a maioria tem renda familiar até R\$ 5.000 (37%).

Esses empresários são motivados a empreender muitas vezes por necessidade ou situação de desemprego. A maioria ainda não é formalizada, ou é formalizada como MEI (65%). 28% se identifica como empreendedor, contra 35% que se identifica como autônomo. 51% tem o negócio como única fonte de renda. 73% nunca houve falar em afroendedorismo

ou empreendedorismo negro. O ramo de atuação que mais se destaca é serviços com 49%, seguido de comércio 34%.

Muitos desses negócios contam com a poupança pessoal ou familiar para abertura (42%), apenas 21% já tomou empréstimo. Durante a solicitação de empréstimo 32% teve o crédito negado sem saber o porquê e 27% teve um valor menor que o solicitado, aprovado para o empréstimo. 61% dos empresários por necessidade percebem o racismo durante eventos negociais e, por fim, 67% dos empreendedores utilizam as redes sociais para divulgação de seus produtos e serviços.

Segundo estudo realizado pelo Sebrae, que utilizou dados da PNADC (I trim. 2012 a II trim. 2021), no Brasil, comparando aos empreendedores brancos e negros, há diferenças significativas:

- Os negros foram os mais prejudicados/afastados de sua atividade, com a crise da pandemia da Covid-19;
- Eles também tiveram recuperação mais modesta, após a crise da Covid-19;
- Os empreendedores negros:
- Possuem menor nível de escolaridade;
- Possuem menor nível de rendimento mensal;
- Possuem a maior proporção de conta própria (e menor de empregadores);
- São os que estão há menos tempo na atividade;
- São os que estão menos formalizados;
- São os que menos contribuem à previdência;
- São os mais jovens;
- São os que têm maior dificuldade de acessar o crédito.

De acordo com diversas pesquisas, incluindo levantamentos do SEBRAE e da *Global Entrepreneurship Monitor* (GEM), o empreendedor por necessidade ainda representa uma grande parcela dos empreendedores no Brasil, mas há um crescimento expressivo do empreendedor por oportunidade.

O empreendedor por necessidade, como já vimos, é aquele que inicia um negócio próprio devido à falta de oportunidades no mercado de trabalho formal, seja por desemprego ou dificuldades financeiras. Esse tipo de empreendedorismo é predominante em momentos de crise econômica, quando a taxa de desemprego aumenta. Segundo o SEBRAE (2022), cerca de 50% dos novos negócios no Brasil são iniciados por necessidade. As principais características desse empreendedor são o baixo capital inicial, menor planejamento estratégico, atua em setores de baixa barreira de entrada, como comércio e serviços básicos e maior índice de informalidade.

Embora o empreendedorismo por necessidade ainda seja expressivo, o Brasil tem observado um crescimento do empreendedorismo por oportunidade, que ocorre quando indivíduos identificam uma demanda de mercado e estruturam negócios planejados para explorá-la. Segundo a GEM (2019), cerca de 49% dos empreendedores brasileiros abriram seus negócios motivados por oportunidades. As principais características desse empreendedor são maior escolaridade e qualificação, maior investimento inicial, foco na inovação e diferenciação de produtos ou serviços e maior formalização e acesso ao crédito.

O Atlas dos Pequenos Negócios, publicado pelo SEBRAE em 2022, oferece uma visão detalhada do cenário empreendedor brasileiro, destacando a relevância das micro e pequenas empresas (MPEs) na economia nacional. Este documento analisa aspectos como movimentação financeira, distribuição geográfica e características demográficas dos empreendedores, fornecendo *insights* valiosos para compreender o perfil empreendedor no país.

As MPEs desempenham um papel crucial na economia brasileira. Em 2022, esses negócios movimentaram aproximadamente R\$ 35 bilhões por mês, totalizando R\$ 420 bilhões no ano. Deste montante, as micro e pequenas empresas (MPEs) foram responsáveis por R\$ 280 bilhões anuais, enquanto os microempreendedores individuais (MEIs) contribuíram com R\$ 140 bilhões, segundo o SEBRAE (2022). A Tabela 4, apresenta a movimentação financeira das MPEs em 2022, segundo a pesquisa:

Tabela 4: Movimentação Financeira das MPEs em 2022

Categoria	Movimentação Mensal (R\$ bilhões)	Movimentação Anual (R\$ bilhões)
MPEs	23	280
MEIs	11	140
Total	34	420

Fonte: SEBRAE (2022)

Ainda segundo a pesquisa, a concentração dos empreendedores não é uniforme em todo o território nacional. Os estados de São Paulo, Minas Gerais e Rio de Janeiro concentraram 40% do total de proprietários de MPEs em 2022, evidenciando a importância econômica dessas regiões. A Tabela 5, apresenta os dados da Distribuição Geográfica dos Empreendedores por Estado, conforme o SEBRAE (2022):

Tabela 5: Distribuição Geográfica dos Empreendedores por Estado

Estado	Percentual (%)
São Paulo	25%
Minas Gerais	10%
Rio de Janeiro	8%
Bahia	7%
Rio Grande do Sul	6%
Outros Estados	44%

Fonte: SEBRAE (2022)

O estudo também revelou aspectos significativos sobre a diversidade no empreendedorismo brasileiro. Entre os MEIs, a maioria é composta por negros, indicando uma participação expressiva desse grupo na iniciativa empresarial. A Tabela 6, apresenta a distribuição dos MEIs por raça/cor segundo o SEBRAE (2022):

Tabela 6: Distribuição dos MEIs por raça/cor

Raça/Cor	Percentual (%)
Negros	47%
Branco	38%
Pardos	12%
Outros	3%

Fonte: SEBRAE (2022)

Em 2022, os empreendedores negros representavam 52% dos 29,3 milhões de donos de negócio no Brasil, totalizando 15,2 milhões de indivíduos. Apesar de serem maioria, enfrentam desafios relacionados à formalização e rendimento. A escolaridade entre empreendedores negros aumentou ao longo dos anos; contudo, ainda há disparidades significativas. Apenas 13,2% possuem ensino superior, e 45,1% têm, no máximo, o ensino fundamental. Além disso, somente 23,6% dos empreendedores negros possuem CNPJ, em contraste com 43,1% dos brancos.

O relatório também afirma que o rendimento médio mensal dos empreendedores negros é 34% inferior ao dos brancos. Especificamente, mulheres negras ganham 44% menos que homens brancos. Empreendedores negros estão concentrados em setores como agropecuária (13,9%) e construção (15,9%). Já os brancos têm maior presença em serviços e comércio. A pandemia afetou significativamente os empreendedores negros, com uma queda de 14% no número de negócios entre o primeiro e o segundo trimestre de 2020.

Até o segundo trimestre de 2021, esse número ainda estava 3% abaixo do registrado no primeiro trimestre de 2020. Em contraste, empreendedores brancos tiveram uma recuperação mais rápida, com um aumento de 4% no mesmo período. Mulheres negras representam 24% dos empreendedores brasileiros. Elas enfrentam desafios adicionais, como menor acesso a recursos financeiros e capacitação, além de estarem frequentemente em áreas com infraestrutura precária. Na Tabela 7, a seguir, apresenta-se a evolução do número de empreendedores por raça/cor (2013-2023):

Tabela 7: Evolução do número de empreendedores por raça/cor (2013-2023)

Ano	Empreendedores Negros (milhões)	Empreendedores Brancos (milhões)
2013	12,8	11,7
2023	15,6	13,8

Fonte: SEBRAE (2022)

Na Tabela 8, apresenta-se a distribuição percentual dos empreendedores por setor de atuação:

Tabela 8: Distribuição percentual dos empreendedores por setor de atuação

Setor	Negros (%)	Branco (%)
Agropecuária	13,9	10,5
Construção	15,9	12,3

Setor	Negros (%)	Branco (%)
Comércio	25,0	30,0
Serviços	20,0	25,0

Fonte: SEBRAE (2022)

Na Tabela 9, apresenta-se a escolaridade dos empreendedores por raça/cor:

Tabela 9: Escolaridade dos empreendedores por raça/cor

Escolaridade	Negros (%)	Branco (%)
Até Ensino Fundamental	45,1	30,0
Ensino Médio	41,7	45,0
Ensino Superior	13,2	25,0

Fonte: SEBRAE (2022)

E por fim, na Tabela 10, apresenta-se o rendimento médio mensal dos empreendedores por raça/cor e gênero:

Tabela 10: Rendimento médio mensal dos empreendedores por raça/cor e gênero

Categoria	Rendimento Médio (R\$)
Homens Brancos	3.075
Mulheres Brancas	2.500
Homens Negros	2.047
Mulheres Negras	1.700

Fonte: SEBRAE (2022)

O GEM é uma iniciativa internacional que, desde 1999, analisa e compara as atividades empreendedoras em diversas economias ao redor do mundo. O Relatório Global de Empreendedorismo oferece uma visão detalhada sobre as tendências e características do empreendedorismo em 47 economias, refletindo os desafios e oportunidades emergentes no cenário global.

O relatório destaca vários indicadores-chave que permitem uma compreensão aprofundada do ambiente empreendedor global:

I. Taxa de Atividade Empreendedora Inicial (TEA): este indicador mede a porcentagem da população adulta (18-64 anos) que está iniciando um negócio ou gerenciando um empreendimento com até 3,5 anos de existência. Em 2021, a TEA variou significativamente entre as economias participantes, refletindo as disparidades nas condições econômicas e nas culturas empreendedoras.

II. Percepção de Oportunidades: avalia a proporção de indivíduos que identificam boas oportunidades para iniciar um negócio na área onde residem. Economias com ambientes de negócios favoráveis tendem a apresentar percepções mais elevadas de oportunidades.

III. Medo do Fracasso: este indicador reflete o percentual de pessoas que, apesar de perceberem oportunidades, não iniciam um negócio devido ao medo de fracassar. Altos índices podem indicar barreiras culturais ou estruturais ao empreendedorismo.

O relatório revela tendências distintas nas diferentes regiões. A América Latina e Caribe apresentaram altas taxas de TEA, indicando uma cultura empreendedora vibrante, embora muitas vezes motivada pela necessidade devido a limitações no mercado de trabalho formal. Já a Europa e América do Norte registraram TEA mais baixas, porém com maior foco em inovação e oportunidades de mercado, refletindo economias mais desenvolvidas e estruturadas. E a Ásia e Oceania mostraram uma diversidade significativa nas taxas de empreendedorismo, com países como Indonésia exibindo TEA elevadas, enquanto economias mais desenvolvidas, como Japão e Coreia do Sul, apresentaram taxas mais baixas.

Ainda segundo o estudo, a pandemia de COVID-19 teve efeitos profundos no empreendedorismo global. Em 2021, 43% dos adultos nas economias participantes perceberam boas oportunidades para iniciar um negócio, um aumento em relação a 2020, quando 40% identificaram tais oportunidades. Apesar do aumento na percepção de oportunidades, o medo do fracasso também cresceu, passando de 33% em 2020 para 35% em 2021, indicando uma cautela maior entre os potenciais empreendedores.

As expectativas dos empreendedores em relação ao crescimento e à inovação variaram conforme o contexto econômico e social. Cerca de 25% dos empreendedores iniciais esperavam criar seis ou mais empregos nos próximos cinco anos, refletindo otimismo moderado em relação à expansão dos negócios. Aproximadamente 20% dos empreendedores iniciais relataram que 25% ou mais de seus clientes eram de outros países, indicando uma orientação significativa para mercados internacionais.

2.3 Tipos de Empreendimentos e Setores de Atuação

Os pequenos negócios e o comércio têm desempenhado um papel fundamental na economia brasileira ao longo da história. Desde os tempos coloniais, o comércio foi uma das principais atividades econômicas, especialmente nas pequenas comunidades. Com o passar dos anos, esses negócios evoluíram, tornando-se cruciais para a geração de emprego e renda, além de contribuir significativamente para o Produto Interno Bruto (PIB) do país. No entanto, o cenário atual apresenta uma série de desafios, especialmente em relação ao acesso a crédito, a inovação e as dificuldades impostas pela pandemia de COVID-19.

Os pequenos negócios e o comércio sempre foram a espinha dorsal dos empreendimentos negros no Brasil. Desde quitandas e mercearias até salões de beleza e bares, esses negócios serviram como fontes de renda e centros comunitários. Esses empreendimentos são muitas vezes familiares e baseados em modelos tradicionais de negócio, com uma forte dependência das redes de apoio comunitárias.

Segundo Lara (1998), o crescimento de vilas e cidades trouxe consigo o desenvolvimento do comércio local, que era composto, em grande parte, por negócios de pequeno porte, como armazéns e lojas de conveniência. Esses pequenos negócios foram fundamentais para o abastecimento das populações e a economia local, servindo como base para o desenvolvimento urbano e econômico do país.

No século XX, com a urbanização acelerada e o êxodo rural, houve uma diversificação nos tipos de empreendimentos, incluindo mercearias, padarias e pequenos comércios de bairro. De acordo com Diniz e Crocco (2003), esse crescimento foi impulsionado por políticas de industrialização e pela expansão de mercados locais, o que permitiu o surgimento de micro e pequenas empresas em diversos setores.

Atualmente, os pequenos negócios representam uma parcela significativa do cenário econômico brasileiro. Segundo o Serviço Brasileiro de Apoio às Micro e Pequenas Empresas (Sebrae, 2020), as micro e pequenas empresas (MPEs) respondem por cerca de 27% do PIB do país e são responsáveis por mais de 50% dos empregos formais. Esse setor engloba uma vasta gama de atividades, incluindo comércio, serviços, indústria e agronegócio.

Entretanto, a realidade dos pequenos negócios no Brasil é marcada por dificuldades persistentes. O acesso ao crédito é um dos principais entraves, especialmente para empreendedores negros e de baixa renda, que enfrentam maior discriminação no sistema financeiro. Além disso, a falta de infraestrutura digital e a baixa capacitação tecnológica também têm sido desafios para a modernização desses negócios, em um contexto em que a transformação digital se torna cada vez mais crucial para a competitividade.

Os pequenos negócios têm enfrentado um conjunto de desafios amplificados pela pandemia de COVID-19. A crise econômica resultante da pandemia afetou fortemente as MPEs, que muitas vezes possuem menor capital de giro e pouca margem de manobra em tempos de crise. De acordo com o Sebrae (2021), mais de 30% dos pequenos negócios encerraram suas atividades em 2020 devido a dificuldades financeiras, baixa demanda e restrições sanitárias.

A *World Health Organization* traz a COVID-19, abreviação de Coronavirus Disease 2019 (Doença do Coronavírus 2019), como uma doença infecciosa causada pelo coronavírus SARS-CoV-2. Ela surgiu pela primeira vez em dezembro de 2019 na cidade de Wuhan, na província de Hubei, na China. A COVID-19 rapidamente se espalhou para outros países e se transformou em uma pandemia global, afetando quase todas as nações do mundo. Os sintomas da COVID-19, segundo o Ministério da Saúde (2020), variam de leves a graves e podem incluir febre, tosse seca, falta de ar, fadiga, perda do olfato e paladar, dores no corpo, dor de garganta e outros sintomas semelhantes aos da gripe.

Ao contrário do que foi especulado por alguns setores da sociedade, a pandemia de COVID-19 não afetou a todos os grupos de maneira equânime. Cada vez mais estudos demonstram como pessoas negras, povos originários, pessoas com deficiência e mulheres foram e ainda estão sendo impactadas pelos efeitos desta crise sanitária de maneira desproporcional. O racismo estrutural e sistêmico se articulou aos diferentes campos sociais, econômicos e políticos afetados direta e indiretamente pela pandemia.

Outro desafio significativo está relacionado à digitalização dos pequenos negócios. A pandemia acelerou a necessidade de adoção de tecnologias digitais para atender às novas demandas do mercado e manter os negócios operando. No entanto, muitas MPEs enfrentam barreiras tecnológicas e financeiras para implementar soluções digitais, o que limita sua capacidade de competir com empresas maiores e mais estruturadas.

O racismo estrutural também é uma barreira relevante para o crescimento dos empreendimentos de proprietários negros. A discriminação algorítmica e o racismo estrutural no acesso ao crédito perpetuam desigualdades que impactam diretamente as chances de sucesso

desses empreendedores. Essas questões ressaltam a necessidade de políticas públicas mais inclusivas e de ações afirmativas que garantam igualdade de oportunidades no acesso a financiamento e capacitação.

O setor de serviços começou a ganhar relevância no Brasil a partir da segunda metade do século XX, acompanhando o processo de industrialização e urbanização. Historicamente, a economia brasileira se baseou em atividades agrícolas e industriais, mas com a expansão das cidades e o crescimento da classe média, houve um aumento na demanda por serviços, tanto pessoais quanto empresariais.

Na história do comércio brasileiro, contado por Lara (1998), a autora afirma que o crescimento do setor de serviços no Brasil foi impulsionado por mudanças demográficas e socioeconômicas, especialmente nas décadas de 1960 e 1970, quando houve uma grande migração interna para os centros urbanos. Além disso, o desenvolvimento de infraestrutura, como rodovias e redes de telecomunicação, criou um ambiente propício para o crescimento de atividades relacionadas ao comércio, transporte e comunicação.

No século XXI, a expansão da internet e o avanço tecnológico transformaram profundamente o setor de serviços. Áreas como tecnologia da informação, serviços financeiros e educação à distância passaram a ganhar destaque, contribuindo significativamente para o Produto Interno Bruto - PIB. O setor de serviços também se diversificou, abrangendo desde serviços essenciais, como saúde e transporte, até serviços de alto valor agregado, como consultorias especializadas e tecnologias de ponta (Diniz & Crocco, 2003).

Atualmente, o setor de serviços é o maior empregador do país, representando aproximadamente 70% do PIB brasileiro, segundo o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE, 2019). Essa predominância reflete a diversidade de atividades que compõem o setor, incluindo comércio, turismo, transporte, saúde, educação, serviços financeiros e atividades culturais.

No entanto, a pandemia de COVID-19 trouxe um grande impacto para o setor, evidenciando suas vulnerabilidades. Durante a pandemia, setores como turismo, lazer e alimentação fora do lar foram severamente prejudicados, levando a uma redução drástica nas receitas e no emprego. Um levantamento do Sebrae (2021) aponta que mais de 80% das micro e pequenas empresas de serviços registraram quedas substanciais de faturamento, sendo que muitas delas foram forçadas a encerrar suas atividades.

Além disso, a digitalização acelerada impôs a necessidade de uma transformação digital para muitos negócios de serviços. O crescimento do comércio eletrônico, das plataformas de *delivery* e dos serviços de *streaming* evidenciou a importância da tecnologia como um fator de sobrevivência e diferenciação no mercado atual (Sebrae, 2020). Contudo, essa transição digital também trouxe desafios, como a falta de infraestrutura tecnológica e a dificuldade de acesso a treinamento para pequenas e médias empresas.

Outro ponto crítico é o acesso ao crédito, especialmente para pequenas empresas de serviços que não possuem garantias sólidas para obter financiamento. As políticas de crédito adotadas pelo governo durante a pandemia foram insuficientes para atender à demanda dos pequenos empreendedores, principalmente aqueles que dependem de serviços presenciais.

Alguns desafios estruturais que foi percebido ao longo da pesquisa, são:

- ✓ Informalidade: muitos trabalhadores do setor de serviços no Brasil operam na informalidade, o que reduz sua proteção social e dificulta o acesso a benefícios governamentais e linhas de crédito.
- ✓ Capacitação Profissional: a falta de mão de obra qualificada é um problema que limita a competitividade do setor, especialmente em áreas de tecnologia e serviços especializados (IBGE, 2019).
- ✓ Desigualdade Regional: há uma concentração das atividades de serviços nas regiões Sudeste e Sul, enquanto as regiões Norte e Nordeste enfrentam dificuldades estruturais, como infraestrutura insuficiente e menor dinamismo econômico.

Assim, pode-se concluir que o setor de serviços é um pilar essencial da economia brasileira, refletindo sua diversificação e sua importância para o mercado de trabalho. No entanto, a crise gerada pela pandemia de COVID-19 revelou fragilidades que exigem uma resposta coordenada de políticas públicas e iniciativas privadas. A necessidade de uma digitalização eficiente, o acesso a crédito e a capacitação profissional são áreas prioritárias para promover a recuperação e o crescimento sustentável desse setor.

O setor de tecnologia e inovação é um dos mais dinâmicos e estratégicos na economia global e brasileira, impulsionando mudanças econômicas, sociais e industriais. Desde as primeiras iniciativas governamentais para estimular o desenvolvimento tecnológico no Brasil, passando pela expansão das *startups* e empresas de tecnologia, este setor tem desempenhado um papel crucial na modernização da economia. Entretanto, apesar dos avanços, o setor de tecnologia e inovação enfrenta desafios significativos, como barreiras regulatórias, falta de financiamento e desigualdade no acesso às oportunidades.

Historicamente, o Brasil começou a estruturar sua política de inovação na década de 1950, com a criação do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) e da Financiadora de Estudos e Projetos (Finep). Estas iniciativas visavam promover o desenvolvimento científico e tecnológico, incentivando a pesquisa acadêmica e a inovação nas indústrias. Contudo, o crescimento do setor foi lento, limitado pela falta de investimento e pela baixa articulação entre academia, governo e empresas (Dagnino, 2007).

A partir da década de 1990, com a abertura econômica e a globalização, houve um aumento significativo no investimento em tecnologia e inovação, especialmente no setor privado. Programas de incentivo, como a Lei de Informática e a Lei do Bem, foram criados para estimular as empresas a investirem em pesquisa e desenvolvimento (R&D). Além disso, o advento da *internet* e a disseminação das tecnologias da informação e comunicação (TICs) abriram novas oportunidades para *startups* e pequenas empresas inovadoras (Bachmann & Destefani, 2008).

Na década de 2010, o Brasil assistiu ao surgimento do ecossistema de *startups*, com destaque para a criação de *hubs* (espaço físico ou virtual que reúne *startups*, empreendedores, investidores, empresas, universidades e outras instituições) de inovação e a expansão de incubadoras e aceleradoras. Cidades como São Paulo, Belo Horizonte e Florianópolis se destacaram como polos de inovação, atraindo investimentos e talentos de todo o país (Sebrae, 2020).

Atualmente, o setor de tecnologia e inovação no Brasil é um dos mais vibrantes da América Latina. De acordo com um relatório da Associação Brasileira de *Startups* (ABStartups), o Brasil é o lar de mais de 13 mil *startups*, atuando em áreas diversas, como

fintechs, *edtechs*, *agritechs* e *healthtechs*. Esse crescimento foi impulsionado por uma série de fatores, incluindo o aumento do acesso à internet, o desenvolvimento de infraestrutura digital e o aumento de investimentos de capital de risco (ABStartups, 2021).

No entanto, o setor ainda enfrenta desafios estruturais que limitam seu pleno desenvolvimento. A falta de capital é um dos principais obstáculos, especialmente para *startups* em estágios iniciais, que têm dificuldade em acessar recursos financeiros para expandir suas operações. Além disso, a burocracia e a regulação excessiva dificultam o crescimento de pequenas empresas de tecnologia, criando barreiras para a inovação (Sebrae, 2020).

A qualificação de mão de obra também é um ponto crítico. A falta de profissionais qualificados em tecnologia é um problema recorrente, com as empresas enfrentando dificuldades para encontrar talentos com habilidades específicas em áreas como desenvolvimento de software, análise de dados e inteligência artificial (Ramos & Mello, 2022). Esse desafio é agravado pelas desigualdades regionais, que limitam o acesso a oportunidades de capacitação fora dos grandes centros urbanos.

Da análise desse tema, pode-se perceber alguns desafios e oportunidades à vista para o setor. Um desafio relevante é a questão da desigualdade de acesso, situação em que há uma concentração significativa de inovação nas regiões Sudeste e Sul, o que reflete as desigualdades econômicas e estruturais do país. Regiões como Norte e Nordeste ainda enfrentam desafios para se integrarem plenamente ao ecossistema de inovação.

Tem-se também a situação da insegurança jurídica, pois a falta de uma regulação clara para novas tecnologias, como *blockchain*, inteligência artificial e criptomoedas, gera incertezas para investidores e empreendedores. A ausência de marcos regulatórios robustos pode inibir o crescimento de novas soluções tecnológicas.

Entretanto, em contrapartida, podemos dizer que o Brasil possui um enorme potencial para expandir o setor de tecnologia e inovação, principalmente em áreas como *agritechs* (tecnologia para o agronegócio) e *fintechs* (tecnologia financeira). Além disso, o grande mercado consumidor e a demanda crescente por soluções digitais criam um ambiente favorável para a inovação.

Mais recentemente, os empreendedores negros têm se destacado em setores de tecnologia e inovação. *Startups* lideradas por negros estão emergindo, desafiando o estereótipo de que a tecnologia é um campo predominantemente branco. Iniciativas como o Afroempreendedorismo Digital estão criando plataformas que conectam empreendedores negros a oportunidades de negócio e investimento.

O setor de tecnologia e inovação no Brasil evoluiu consideravelmente nas últimas décadas, tornando-se um pilar estratégico para o desenvolvimento econômico. No entanto, para que o setor alcance seu pleno potencial, é necessário superar barreiras relacionadas ao acesso a capital, qualificação profissional e regulação. Com políticas públicas que incentivem a inovação e promovam um ambiente de negócios favorável, o Brasil pode se consolidar como um polo de tecnologia e inovação na América Latina.

O setor de cultura e artes é uma parte essencial da economia e da identidade brasileira, abrangendo uma diversidade de empreendimentos, desde galerias de arte e teatros até produções audiovisuais e manifestações culturais populares. Historicamente, a cultura no Brasil tem sido

um reflexo da sua diversidade étnica e social, formando um dos maiores patrimônios imateriais do país. No entanto, com as transformações econômicas, políticas e tecnológicas, o setor enfrenta atualmente desafios que incluem a falta de investimento, desvalorização do trabalho artístico e dificuldades no acesso ao mercado.

O setor de cultura e artes no Brasil tem suas raízes na era colonial, quando manifestações culturais indígenas, africanas e europeias se entrelaçaram para formar uma identidade cultural única. As influências africanas foram marcantes em expressões populares como o samba e o maracatu, enquanto a colonização europeia trouxe tradições literárias, musicais e teatrais. Durante o período imperial e a primeira República, a cultura se consolidou em grandes centros urbanos, com a construção de teatros, bibliotecas e instituições artísticas.

No século XX, o Brasil passou por transformações culturais significativas, impulsionadas por movimentos como o Modernismo, que desafiou padrões estabelecidos e deu origem a uma nova estética nacional. As artes visuais, a música popular e o cinema brasileiro se destacaram como manifestações culturais que refletiam tanto as complexidades sociais quanto as aspirações de modernidade.

Com a redemocratização nos anos 1980, o setor cultural começou a se organizar de forma mais profissional, e a Constituição de 1988 reconheceu o direito à cultura como um direito fundamental. A criação do Ministério da Cultura e o lançamento de políticas públicas, como a Lei Rouanet (Lei n.º 8.313/1991), foram marcos importantes para fomentar o desenvolvimento de iniciativas culturais no país. Esses avanços permitiram a ampliação do acesso à cultura e incentivaram o surgimento de novos empreendedores culturais (Ministério da Cultura, 1991).

Atualmente, o setor de cultura e artes no Brasil é responsável por cerca de 2,64% do PIB, de acordo com o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE, 2019). Este setor abrange uma ampla gama de atividades, como produções musicais, eventos culturais, teatros, cinema, literatura, artes visuais e artesanato. Nos últimos anos, houve um crescimento significativo na produção audiovisual e nas manifestações culturais periféricas, refletindo a democratização do acesso à produção artística.

No entanto, o setor de cultura e artes enfrenta desafios estruturais e conjunturais, que foram exacerbados pela pandemia de COVID-19. Um dos principais problemas é a falta de financiamento e incentivos fiscais, especialmente após o enfraquecimento de políticas culturais, como a Lei Rouanet, que enfrentou críticas e mudanças legislativas recentes (Ramos & Mello, 2022). A redução de incentivos fiscais impactou negativamente pequenos empreendedores culturais, produtores independentes e instituições artísticas de médio porte.

Outro desafio importante é a desvalorização do trabalho artístico. Em muitas regiões, artistas enfrentam dificuldades para obter reconhecimento profissional e remuneração adequada. O aumento da informalidade no setor também prejudica a segurança social dos trabalhadores da cultura. Essa situação é ainda mais crítica nas regiões Norte e Nordeste, que sofrem com a falta de políticas públicas de incentivo e apoio à produção artística.

A digitalização e as novas tecnologias trouxeram uma série de oportunidades e desafios para o setor de cultura e artes. Por um lado, plataformas de *streaming*, mídias sociais e outras ferramentas digitais possibilitaram um alcance mais amplo para artistas e produtores, permitindo maior visibilidade e novas formas de monetização. O uso de plataformas como

YouTube, Spotify e Instagram tem ajudado a democratizar a divulgação de conteúdos artísticos e culturais.

Por outro lado, a digitalização gerou problemas relacionados ao direito autoral e à remuneração justa dos artistas. Muitos criadores enfrentam dificuldades para receber uma compensação adequada pelo uso digital de suas obras, e o cenário de *streaming* e compartilhamento de conteúdo ainda carece de regulamentações claras. Além disso, a concentração de poder nas mãos de grandes empresas de tecnologia limita a autonomia dos artistas e cria barreiras de entrada para novos empreendedores culturais.

A cultura e as artes sempre foram campos férteis para os empreendimentos negros. Desde a música e a dança até as artes visuais e o teatro, os negros têm utilizado a cultura como um meio de resistência e afirmação identitária. Segundo Gonçalves (2006), a cultura negra não apenas enriquece a sociedade brasileira, mas também oferece oportunidades econômicas significativas.

Empreendimentos culturais, como editoras, produtoras de cinema, música, e galerias de arte, têm se multiplicado, criando um mercado vibrante e diversificado. Gonçalves (2006) argumenta que esses empreendimentos são essenciais para a preservação e promoção da cultura afro-brasileira.

Por fim, temos ainda o setor da Economia Solidária. Para Paul Singer (2002), a economia solidária é um modo de produção e distribuição alternativo ao capitalismo, fundado em autogestão, cooperação e propriedade coletiva/associativa, no qual os trabalhadores organizam a atividade econômica e repartem resultados de forma democrática (assembleias, voto, divisão de excedentes) — uma “nova forma de organizar o trabalho” especialmente relevante em contextos de desemprego e exclusão estrutural.

Pesquisas e mapeamentos nacionais classificam o ecossistema em 1) Empreendimentos Econômicos Solidários (EES): cooperativas, associações, grupos informais de produção, comercialização e serviços; 2) Entidades de apoio e fomento (incubadoras/ITCPs, ONGs, universidades); 3) Organizações de representação (redes, fóruns); 4) Governos (políticas públicas, financiamento). Também se incluem finanças solidárias (bancos comunitários/moedas sociais), redes de catadores, agricultura familiar/quilombola e arranjos urbanos de reciclagem e serviços. A seguir, na Figura 3 apresenta-se a distribuição de EES no ano de 2024:

Figura 3: Distribuição absoluta das EES



Fonte: Elaboração: DIEESE./ CADSOL

O II Mapeamento Nacional (SIES/Senaes-MTE, 2009–2013) identificou 19.708 EES no Brasil, com distribuição regional de 40,8% no Nordeste, 16,7% Sul, 16,4% Sudeste, 15,9% Norte e 10,3% Centro-Oeste; é a base nacional mais abrangente já consolidada e ainda usada como referência pelo Ipea (sínteses publicadas em 2014, 2016 e 2021). O CadSol/MTE registrava 20.670 empreendimentos em 2016. Essas fontes descrevem perfil organizativo, dinâmica socioeconômica (faturamento, mercados) e sociopolítica (redes/representação) (IPEA, 2021).

2.4 Desafios Históricos e Políticas para enfrentamento

O primeiro desafio que podemos destacar é o foco desta pesquisa. Um dos maiores desafios enfrentados pelos empreendedores negros no Brasil é o acesso ao crédito.

Estudos mostram que negros têm mais dificuldade em obter financiamento e, quando conseguem, enfrentam condições menos favoráveis. Segundo estudo do Instituto Ethos (2016), os empreendedores negros recebem em média 15% menos crédito do que seus pares brancos, mesmo com perfis de risco semelhantes.

Conforme Campos (2021) argumenta essa discriminação é resultado de preconceitos implícitos e explícitos no sistema bancário. Ele destaca a necessidade de políticas públicas que promovam a igualdade de acesso ao crédito, incluindo a criação de linhas de financiamento específicas para empreendedores negros e a capacitação de agentes financeiros para combater o racismo.

O acesso ao crédito é essencial para o desenvolvimento de negócios e para o fortalecimento econômico de diferentes grupos sociais. No entanto, tanto em contextos nacionais quanto internacionais, o acesso ao crédito para empreendedores negros enfrenta barreiras significativas em comparação com o acesso de empreendedores brancos. Conforme veremos, estudos indicam que essas disparidades no acesso ao crédito refletem desigualdades históricas e estruturais, resultando em menor suporte financeiro e em dificuldades para a expansão e sobrevivência de negócios liderados por negros.

No Brasil, uma pesquisa realizada pelo SEBRAE e pela FGV apontam que empreendedores negros enfrentam maiores dificuldades na obtenção de crédito em comparação aos brancos (Sebrae, 2021). Segundo o levantamento, as empresas lideradas por negros são mais frequentemente classificadas como de "maior risco" pelas instituições financeiras, resultando em taxas de juros mais elevadas e prazos de pagamento menos favoráveis. Esses fatores levam a uma desigualdade significativa, na qual empreendedores brancos possuem maior facilidade para acessar capital e expandir seus negócios (Silva, 2020).

Ainda segundo a pesquisa, apenas 17% dos empreendedores negros conseguem obter crédito bancário, em contraste com 27% dos empreendedores brancos (SEBRAE, 2020). Além disso, empreendedores negros frequentemente recebem valores menores e enfrentam taxas de juros mais altas, o que representa um obstáculo ao crescimento dos negócios e à concorrência justa.

Nos Estados Unidos, o *Federal Reserve Bank de Atlanta* aponta dados similares. O relatório apresentado pela instituição revela que 80% das empresas de propriedade de negros enfrentam obstáculos substanciais na busca por crédito, enquanto empreendedores brancos têm maior acesso a condições de crédito vantajosas (Mels, 2019). Outro estudo, realizado pelo *National Bureau of Economic Research* (NBER), destaca que empresários negros, ao longo da história, evitam solicitar empréstimos devido à alta expectativa de rejeição, o que reduz suas oportunidades de expansão (Fairlie *et al.*, 2020).

A instituição reforçou que empreendedores negros têm o dobro de chances de terem suas solicitações de crédito negadas, mesmo quando apresentam qualificações financeiras semelhantes às de empreendedores brancos (Mels, 2019). Esse padrão, segundo Fairlie *et al.* (2020), reflete um viés institucionalizado que impacta negativamente as comunidades negras e perpetua a desigualdade econômica entre grupos raciais.

Essas diferenças refletem o impacto do racismo estrutural e das barreiras econômicas históricas enfrentadas pelos empreendedores negros, criando um ciclo de desigualdade financeira que limita as oportunidades de negócios.

Dessa forma vê-se que as disparidades no acesso ao crédito têm raízes históricas que remontam a períodos de exclusão econômica e segregação racial. No Brasil, o legado da escravidão e a falta de políticas afirmativas para a inclusão financeira da população negra criaram uma base desigual. No início do século XX, a população negra foi excluída do mercado de trabalho formal e dos sistemas de crédito, uma exclusão que persiste de forma estrutural e limita as possibilidades de ascensão econômica (Nascimento, 2013).

Nos Estados Unidos, práticas como o *redlining* (segregação financeira) foram comuns nas décadas de 1930 e 1940. Instituições financeiras traçavam linhas vermelhas em mapas urbanos para indicar áreas majoritariamente habitadas por afro-americanos, consideradas de "alto risco" para investimentos. Essa prática excluiu gerações de negros americanos do acesso ao crédito, com consequências que ainda impactam a população negra atualmente (Rothstein, 2017).

Entretanto, existem ações que buscam inverter esse quadro. No Brasil, algumas iniciativas buscam promover a inclusão financeira e reduzir a desigualdade no acesso ao crédito para empreendedores negros. O programa O AFRO É NEGÓCIO, do SEBRAE, é uma dessas iniciativas. Ele oferece suporte técnico e financeiro para negócios liderados por

empreendedores negros, além de atuar no fortalecimento de redes de apoio e na promoção de programas de educação financeira (SEBRAE, 2021). Além disso, políticas públicas focadas em inclusão financeira têm sido debatidas no Congresso Nacional, mas a implementação de medidas eficazes ainda enfrenta desafios.

A Política Nacional de Apoio ao Afroempreendedorismo, em tramitação no Senado, busca promover e fortalecer negócios liderados por pessoas negras, reduzindo barreiras ao crédito e fomentando a inclusão financeira (Brasil, 2020). Além disso, programas de financiamento específicos têm sido criados para apoiar empreendedores negros.

O Movimento Black Money e o PretaHub (Feira Preta) oferecem capacitação e acesso a crédito para empreendedores negros, buscando reduzir as desigualdades no acesso a financiamento (Shopify, 2025). Outra iniciativa relevante é o Programa Acredita no Primeiro Passo, do Governo Federal, que apoia ações de qualificação profissional e empreendedorismo, promovendo o acesso ao microcrédito produtivo orientado e a estruturação de empreendimentos sustentáveis (Brasil, 2025).

As dificuldades enfrentadas por empreendedores negros no acesso ao crédito são reflexo de desigualdades históricas e estruturais presentes na sociedade brasileira. Embora iniciativas estejam em andamento para mitigar essas barreiras, é fundamental que políticas públicas sejam continuamente aprimoradas e ampliadas, garantindo que o afroempreendedorismo possa florescer e contribuir plenamente para o desenvolvimento econômico e social do país. Segundo a Fundação Getúlio Vargas (FGV, 2020), a superação dessas barreiras passa por medidas que garantam maior equidade no acesso ao crédito, eliminando práticas discriminatórias e promovendo oportunidades mais justas para todos.

Internacionalmente, instituições financeiras e programas de incentivo também têm trabalhado para apoiar empreendedores negros. Nos Estados Unidos, o programa de *Community Development Financial Institutions* (CDFI) atua para fornecer crédito a grupos marginalizados, incluindo afro-americanos. O CDFI fornece financiamento a taxas mais baixas e com critérios de risco mais flexíveis, a fim de diminuir as barreiras históricas e raciais no acesso ao crédito (Richmond, 2019). Essas iniciativas representam avanços importantes, mas ainda são insuficientes para reduzir as lacunas raciais no setor financeiro.

As diferenças no acesso ao crédito entre empreendedores negros e brancos refletem desigualdades estruturais e desafios históricos que precisam ser abordados por meio de políticas públicas inclusivas e de iniciativas do setor financeiro. Embora algumas medidas estejam sendo implementadas tanto no Brasil quanto internacionalmente, a eficácia dessas políticas depende de esforços coordenados que promovam a equidade e combatam as barreiras que dificultam o acesso ao crédito para grupos marginalizados. Além disso, programas de educação financeira e desenvolvimento de capital social são essenciais para capacitar empreendedores negros e fortalecer suas redes de apoio.

A discriminação no mercado também é um obstáculo significativo para os empreendedores negros. Estudos mostram que os consumidores muitas vezes preferem comprar de empresas brancas, mesmo quando a qualidade e o preço dos produtos ou serviços são equivalentes. Os empreendedores negros enfrentam preconceitos que afetam suas vendas e a sustentabilidade de seus negócios.

Campanhas de sensibilização e a promoção da diversidade podem ajudar a reduzir esse preconceito. Ele também destaca a importância de iniciativas como a *Black Friday* Negra, que visa promover os negócios de empreendedores negros e conscientizar os consumidores sobre a importância de apoiar a diversidade no mercado.

Além das dificuldades com o crédito, empreendedores negros enfrentam discriminação direta e indireta nas preferências dos consumidores. Consumidores brasileiros tendem a associar subconscientemente negócios de propriedade de negros a produtos de menor qualidade, refletindo estereótipos racistas profundamente enraizados. Essa percepção afeta diretamente o desempenho financeiro dos empreendimentos, uma vez que muitos consumidores preferem comprar de empreendedores brancos, especialmente em setores de alta competitividade, como moda, serviços financeiros e alimentação.

Um estudo realizado por Ayres e Siegelman (1995) descobriu que consumidores estavam mais propensos a pagar preços mais altos por produtos e serviços oferecidos por brancos, mesmo quando a qualidade do produto era equivalente ao oferecido por negros. Esse preconceito reduz as oportunidades de crescimento dos negócios geridos por negros e restringe seu acesso a mercados amplos e diversificados.

Os autores investigaram a existência de discriminação racial e de gênero nas negociações de compra de automóveis novos nos Estados Unidos. Foi empregada uma técnica conhecida como auditoria pareada, na qual mais de 300 testes foram realizados em concessionárias de automóveis. Nesses testes, compradores fictícios, chamados de testadores, foram treinados para seguir roteiros padronizados durante as negociações.

Os testadores foram selecionados para representar diferentes combinações de raça e gênero, incluindo homens brancos, mulheres brancas, homens negros e mulheres negras. Todos os testadores apresentavam qualificações semelhantes, como idade, nível educacional e estilo de vestimenta, e utilizaram estratégias de negociação idênticas para garantir a consistência.

Os resultados da pesquisa revelaram disparidades significativas nos preços iniciais cotados pelas concessionárias:

- Homens Brancos: Receberam os menores preços iniciais.
- Mulheres Brancas: Foram cotadas com preços aproximadamente \$200 superiores aos dos homens brancos.
- Homens Negros: Receberam cotações cerca de \$400 superiores às dos homens brancos.
- Mulheres Negras: Foram cotadas com os preços mais altos, aproximadamente \$900 acima dos homens brancos.

Essas diferenças indicam que, mesmo com estratégias de negociação padronizadas, mulheres e indivíduos negros enfrentavam desvantagens significativas nas negociações de preços de automóveis novos.

Um dos principais desafios do estudo foi garantir que todas as interações de negociação fossem conduzidas de maneira uniforme pelos testadores, minimizando variáveis que pudessem influenciar os resultados. Além disso, interpretar as motivações subjacentes à discriminação observada apresentou complexidades, uma vez que poderia resultar de preconceitos explícitos

ou de suposições estatísticas feitas pelos vendedores sobre a disposição dos diferentes grupos em negociar.

Uma outra pesquisa, mais recente, feita no Brasil, realizada pelo Procon-SP, divulgada em 2019, investigou a discriminação no atendimento ao consumidor. O estudo revelou que 55% dos consumidores relataram ter sofrido algum tipo de discriminação, sendo os principais motivos aparência, raça e gênero. As ocorrências foram mais frequentes em lojas de rua e bancos.

A pesquisa utilizou uma metodologia baseada em entrevistas e coleta de percepções de consumidores sobre experiências de discriminação em atendimentos comerciais e de serviços. Foram realizadas com base em entrevistas presenciais e *online*, aplicadas a uma amostra representativa de consumidores que relataram suas experiências em estabelecimentos comerciais, como lojas, bancos e supermercados.

Os consumidores foram questionados sobre situações em que sentiram discriminação, incluindo a identificação dos motivos dessa discriminação (aparência, raça, gênero, entre outros) e os tipos de estabelecimentos onde essas experiências ocorreram. A pesquisa focou em serviços de atendimento ao cliente e em como características pessoais dos consumidores afetavam suas experiências. Os resultados encontrados foram:

- 55% dos consumidores relataram ter enfrentado alguma forma de discriminação.
- Principais Motivos de Discriminação:
 - Aparência: foi o motivo mais frequentemente citado, seguido por raça e gênero.
 - Raça: indivíduos negros relataram com mais frequência ter sido tratados de forma diferente ou com desconfiança em lojas e bancos.
- Locais de Ocorrência:
 - Lojas de rua e bancos: foram os ambientes com maior incidência de relatos de discriminação.
 - Supermercados e *shoppings* também apareceram, mas em menor proporção.

A pesquisa dependeu de relatos pessoais, o que pode introduzir subjetividade nas respostas. Embora forneça uma visão geral, não aprofundou questões estruturais ou econômicas ligadas à discriminação. Ainda, não explorou em profundidade fatores como região geográfica ou renda, que poderiam influenciar os resultados.

Porém a pesquisa do Procon-SP revelou que a discriminação continua sendo um problema significativo no atendimento ao consumidor no Brasil, afetando principalmente grupos marginalizados. Esses resultados estão em linha com estudos anteriores, como o de Ayres e Siegelman (1995), que apontam para preconceitos enraizados nas práticas comerciais. A pesquisa também destaca a necessidade de políticas e práticas corporativas que promovam a equidade no atendimento ao cliente.

A falta de acesso à educação de qualidade e à capacitação profissional é outro desafio enfrentado pelos empreendedores negros. Segundo o IBGE (2019), a população negra tem, em média, menos anos de escolaridade do que a população branca, o que impacta suas oportunidades de negócio e crescimento.

Para José Vicente, reitor da Universidade Zumbi dos Palmares, a educação é sinônimo de empoderamento econômico da população negra. Ele argumenta que programas de capacitação específicos, como cursos de empreendedorismo e gestão de negócios, são essenciais para apoiar os empreendedores negros e promover a igualdade de oportunidades.

A capacitação em gestão financeira e o acesso a programas de educação são fatores que podem potencializar o desenvolvimento de negócios liderados por negros. O SEBRAE, têm investido em programas voltados para afroempreendedores, com o objetivo de fornecer suporte técnico e treinamento. O programa *O Afro é Negócio*, por exemplo, oferece capacitação em gestão financeira, *marketing* e inovação, buscando aumentar a competitividade desses empreendedores e fornece as ferramentas necessárias para acessar o crédito (SEBRAE, 2021).

A *Minority Business Development Agency* - MBDA, nos Estados Unidos, oferece cursos de capacitação e mentorias voltadas para minorias étnicas, especialmente afro-americanos. Os resultados desses programas mostram que, com o acesso a uma educação focada em empreendedorismo, esses grupos conseguem aumentar a lucratividade de seus negócios e aprimorar suas capacidades de gestão (MBDA, 2021). A capacitação é vista como uma forma de empoderamento, permitindo que esses empreendedores se posicionem de forma mais competitiva no mercado e construam redes de apoio essenciais para o sucesso.

Para reduzir essas desigualdades, é essencial o investimento em políticas de inclusão e de capacitação que atendam às necessidades específicas de empreendedores negros. O desenvolvimento de programas de educação financeira, mentorias, e redes de apoio são medidas fundamentais para capacitar esses empreendedores e reduzir a lacuna entre negros e brancos no mercado de crédito. Além disso, a conscientização dos consumidores e a promoção de iniciativas de responsabilidade social por parte das empresas podem contribuir para combater o preconceito e promover a igualdade de oportunidades.

A criação de redes de apoio e mentoria é crucial para o sucesso dos empreendedores negros, dado que esses empreendedores muitas vezes carecem das mesmas redes de contato e mentoria que seus pares brancos, o que pode dificultar o acesso a oportunidades de negócio e financiamento. Jesus (2020) discute a importância de programas de mentoria e redes de apoio para empreendedores negros. Ela argumenta que essas iniciativas não apenas fornecem suporte técnico e emocional, mas também ajudam a construir redes de contato e oportunidades de negócio.

O projeto Afro Presença, busca oferecer mentorias voltadas para afroempreendedores. O programa inclui capacitação em gestão de negócios, marketing digital e estratégias de expansão, fornecendo uma base sólida para o desenvolvimento desses empreendedores e a superação das barreiras de preconceito no mercado (Instituto Ethos, 2016).

Já no âmbito internacional, podemos citar, nos EUA, a MBDA que oferece programas de mentoria para empreendedores negros, fornecendo acesso a executivos experientes e investidores, além de orientação sobre como acessar mercados de forma eficaz. A instituição afirma que empreendedores negros que participam de programas de mentoria aumentam suas chances de sucesso e competitividade no mercado, com resultados que incluem aumento nas taxas de aprovação de crédito e na lucratividade dos negócios (MBDA, 2021).

As redes de apoio e a mentoria oferecem oportunidades significativas para promover a inclusão e o desenvolvimento dos negócios de empreendedores negros. Iniciativas como a Afro

Business Network no Brasil e o *Black Business Network* nos Estados Unidos têm mostrado resultados positivos ao conectar empreendedores a financiamentos e investidores comprometidos com a diversidade e a equidade. Além disso, a expansão de programas de capacitação é fundamental para que esses empreendedores possam desenvolver habilidades que favoreçam o crescimento sustentável de seus negócios.

A *Afro Business Brasil* (2025) é uma rede de apoio que conecta empreendedores negros no Brasil, promovendo a inclusão econômica e social por meio de iniciativas voltadas ao fortalecimento de negócios liderados por afrodescendentes. A rede cria pontes entre empreendedores negros e investidores, ajudando-os a acessar financiamentos e mercados. Também oferece *workshops*, mentorias, treinamentos em gestão e *marketing digital*, com o objetivo de fortalecer competências empresariais.

Ainda, a instituição promove eventos, como feiras e encontros de *networking*, para ampliar a visibilidade de negócios negros e conectá-los a potenciais clientes e busca priorizar empreendedores de regiões periféricas e comunidades historicamente excluídas. É uma iniciativa privada, criada por grupos ligados ao empreendedorismo negro e à inclusão social, mas que busca parcerias com instituições públicas, como o Sebrae, para ampliar seu alcance. É formada por uma rede de empresários, investidores e mentores interessados na promoção da diversidade e da equidade econômica.

Já a *Black Business Brasil* (2025) é uma plataforma privada criada para apoiar negócios liderados por afro-americanos nos Estados Unidos. Ela oferece um ecossistema de suporte que inclui acesso a capital, mentoria e ferramentas digitais. A plataforma também:

- Conecta empreendedores negros a programas de financiamento, bancos comunitários e investidores sociais.
- Proporciona um espaço *online* para que afroempreendedores promovam e vendam seus produtos, aumentando sua exposição e acessando novos mercados.
- Oferece cursos em áreas como gestão financeira, inovação tecnológica e liderança empresarial.
- Atua como uma plataforma de voz política, defendendo políticas públicas que incentivem o empreendedorismo negro.

Temos, no Quadro 8, a comparação entre as duas redes, a *Afro* e a *Black*:

Quadro 8: Comparação entre as redes *Afro* e a *Black*

Aspectos	<i>Afro Business Network</i> (Brasil)	<i>Black Business Network</i> (EUA)
Natureza	Privada, com apoio público em parcerias	Privada, com suporte de ONGs e empresas
Foco	Inclusão econômica e social no Brasil	Fortalecimento econômico de afro-americanos
Principais atividades	<i>Networking</i> , capacitação, financiamento	<i>Marketplace</i> , financiamento, <i>advocacy</i>
Impacto principal	Crescimento de negócios periféricos	Aumento de startups e receita empresarial

Fonte: Elaboração própria

Para que essas iniciativas sejam eficazes, é essencial que as políticas públicas incentivem a criação e o fortalecimento de redes de apoio voltadas para a inclusão racial. Também é necessário que as instituições financeiras revisem suas práticas e estabeleçam

critérios de avaliação de crédito que considerem a realidade e as particularidades dos negócios de propriedade de negros, reduzindo as taxas de juros e eliminando barreiras discriminatórias.

As políticas públicas desempenham um papel crucial na promoção da inclusão econômica dos empreendedores negros. Programas de apoio ao empreendedorismo, como incubadoras de empresas e linhas de crédito específicas, são essenciais para criar um ambiente mais equitativo.

Pode-se destacar a importância de políticas públicas que promovam a igualdade de oportunidades e combatam a discriminação. A inclusão econômica é um aspecto fundamental da justiça social e que o Estado tem a responsabilidade de promover políticas que apoiem os empreendedores negros.

A inclusão econômica dos empreendedores negros requer uma abordagem multifacetada que inclua políticas públicas específicas, programas de apoio ao empreendedorismo e incentivos à criação de redes de apoio e incubadoras. Incubadoras e aceleradoras, aliadas a programas de mentoria e acesso ao crédito, são elementos essenciais para promover o desenvolvimento econômico de comunidades negras e reduzir as desigualdades históricas.

Nos Estados Unidos, programas de inclusão financeira voltados para empreendedores negros e outros grupos minoritários têm demonstrado ser bem-sucedidos em reduzir as barreiras ao financiamento, especialmente quando incluem parcerias com bancos e incentivos do governo. Expansão de programas como o *Black Founders Fund* e políticas de promoção de igualdade financeira, como o *Community Reinvestment Act* são fundamentais para um futuro mais inclusivo e justo para empreendedores negros e outras minorias.

Os empreendedores negros têm desenvolvido uma série de estratégias para superar os desafios e construir negócios bem-sucedidos. Essas estratégias incluem a criação de redes de apoio comunitárias, o uso da tecnologia para acessar novos mercados e a valorização da cultura afro-brasileira.

Diante das dificuldades de acesso ao crédito e das preferências dos consumidores, empreendedores negros têm desenvolvido estratégias de resistência e resiliência que permitem a sobrevivência e crescimento de seus negócios. Essas estratégias incluem a construção de redes de apoio locais, a adaptação a mercados específicos e a criação de alianças com outros empreendedores para aumentar o poder de negociação e o alcance de suas marcas.

No Brasil, muitos empreendedores negros apostam em redes comunitárias de apoio, nas quais compartilham conhecimentos e recursos. Essas redes fortalecem os negócios e criam um ambiente de solidariedade e resistência às barreiras impostas pelo preconceito. Empreendedores negros que participam de redes de apoio têm maior resiliência e taxas de crescimento mais elevadas, pois conseguem compartilhar recursos e desenvolver estratégias coletivas de *marketing* e divulgação.

Nos Estados Unidos, a adaptação aos nichos de mercado tem sido uma estratégia eficaz para empreendedores negros que buscam aumentar sua competitividade. Ao focar em produtos e serviços que atendem diretamente às necessidades das comunidades negras, esses empreendedores constroem uma base de clientes fiel e resistente às influências externas. Isso lhes permite se destacar em um mercado que, de outra forma, pode marginalizar seus negócios devido ao preconceito e às preferências dos consumidores.

As redes de apoio comunitárias têm sido uma estratégia eficaz para os empreendedores negros. Essas redes fornecem suporte emocional e financeiro, além de oportunidades de negócio e troca de experiências.

As redes de apoio comunitárias oferecem um suporte fundamental para superar as barreiras de acesso ao crédito e às dificuldades impostas pelo preconceito racial. Essas redes facilitam o acesso a crédito por meio de parcerias com instituições financeiras e proporcionam oportunidades de capacitação e orientação para a gestão de negócios (SEBRAE, 2021).

Os nortes americanos também têm redes de apoio, e elas têm um papel essencial no fortalecimento de negócios de propriedade de negros. A *Harlem Business Alliance* e a *National Black Chamber of Commerce* são exemplos de redes que oferecem suporte financeiro e técnico para empreendedores negros, fornecendo mentorias e promovendo o acesso a capital por meio de parcerias com bancos locais e fundos de investimento. Essas redes ampliam as possibilidades de *networking* e criam um ambiente de solidariedade e resiliência entre empreendedores negros, permitindo que enfrentem as barreiras econômicas de forma mais eficaz.

Programas de apoio ao empreendedorismo, como incubadoras de empresas e linhas de crédito específicas para afroempreendedores, têm surgido como alternativas eficazes para suprir as necessidades financeiras e de capacitação dos empreendedores negros.

O uso da tecnologia é uma ferramenta poderosa para os empreendedores negros. Plataformas de *e-commerce*, redes sociais e aplicativos de pagamento têm permitido que esses empreendedores acessem novos mercados e expandam seus negócios. Segundo Almeida (2019), a tecnologia pode ser uma aliada na luta contra a discriminação e na promoção da inclusão econômica.

A tecnologia tem desempenhado um papel fundamental na transformação do acesso ao crédito e nas estratégias de inclusão financeira, especialmente para empreendedores de grupos sub-representados. No Brasil e em outros países, o uso de tecnologias digitais e financeiras, como *fintechs* e plataformas de empréstimos, representa uma oportunidade significativa para superar barreiras históricas no acesso ao crédito, reduzir o preconceito e democratizar as oportunidades para empreendedores negros.

As *fintechs* e plataformas digitais têm revolucionado o acesso ao crédito, reduzindo a dependência de bancos tradicionais e democratizando o financiamento para empreendedores. O crescimento das *fintechs*, no país, permitiu que empreendedores de pequenas e médias empresas tivessem acesso facilitado a crédito, mesmo aqueles que enfrentam dificuldades para obter empréstimos em instituições bancárias tradicionais. Segundo dados da *ABFintechs*, (2021), as *fintechs* representam uma alternativa mais acessível e ágil para pequenos empreendedores, oferecendo linhas de crédito com menos burocracia e condições de análise de risco mais flexíveis.

Estudos indicam que o uso da tecnologia pode reduzir o impacto de preconceitos inconscientes nas análises de crédito. Um relatório do *World Bank* (2021) destaca que algoritmos de análise de crédito podem ser programados para ignorar características como cor e gênero, promovendo uma análise baseada exclusivamente nos dados financeiros e operacionais dos empreendimentos. No entanto, também é necessário cuidado na programação desses algoritmos, pois estudos mostram que algoritmos podem incorporar preconceitos

implícitos, reforçando desigualdades raciais quando treinados em dados históricos que refletem padrões de discriminação (Noble, 2018).

A instituição *Federal Reserve Bank*, nos EUA, fez um estudo que revelou que *fintechs* oferecem acesso a crédito para empreendedores negros com maior frequência e em condições mais favoráveis do que os bancos tradicionais. Segundo o estudo, empreendedores negros que utilizam serviços de *fintechs* relatam uma taxa de aprovação de crédito 20% maior em comparação com bancos convencionais. Essa mudança está associada à análise mais inclusiva das *fintechs*, que priorizam dados de transações e pagamentos em vez de garantias financeiras, o que beneficia empreendedores com menor patrimônio (Federal Reserve, 2021).

A inclusão digital e o acesso a tecnologias financeiras representam uma oportunidade única para reduzir as desigualdades históricas e promover a inclusão financeira. O programa Conecta+ do SEBRAE, busca digitalizar negócios de pequenos empreendedores, e têm se mostrado eficaz em capacitar empreendedores negros a utilizar plataformas digitais para acessar crédito e administrar seus negócios. Esses programas oferecem treinamentos em *marketing* digital, uso de plataformas de pagamento e acesso a empréstimos por meio de *fintechs*, promovendo a inclusão digital e financeira de afroempreendedores (SEBRAE, 2021).

Internacionalmente, o Banco Mundial estima que a inclusão digital pode aumentar as oportunidades de financiamento para empreendedores negros em 30%, permitindo que eles acessem novas opções de crédito e reduzam a dependência de bancos tradicionais que frequentemente discriminam esses grupos (World Bank, 2021).

Linhas de crédito digital específicas para empreendedores negros também têm surgido como uma solução para promover a inclusão financeira. Nos Estados Unidos, a *Opportunity Finance Network* oferece uma plataforma digital de crédito que permite que empreendedores de minorias solicitem e acompanhem seus financiamentos *online*. Essa plataforma reduz a burocracia e fornece condições de crédito adaptadas às necessidades específicas de empreendedores de minorias, promovendo uma experiência de empréstimo mais equitativa e acessível (Opportunity Finance Network, 2021).

Contudo, o uso de tecnologia não elimina totalmente os desafios enfrentados por empreendedores negros. Estudos indicam que a exclusão digital ainda é uma barreira, especialmente entre empreendedores negros de baixa renda e residentes em áreas periféricas, que têm acesso limitado a internet de qualidade e dispositivos digitais. Segundo o Instituto Locomotiva (2021) cerca de 45% dos afroempreendedores enfrentam dificuldades de acesso à internet, o que limita sua capacidade de utilizar plataformas digitais para expandir seus negócios e acessar crédito.

A valorização da cultura afro-brasileira é uma estratégia importante para os empreendedores negros. Ao promover a cultura e a identidade negra, esses empreendedores não apenas criam produtos e serviços únicos, mas também desafiam os estereótipos raciais e promovem o orgulho e a autoestima da comunidade negra. Gonçalves (2006) argumenta que a cultura é uma ferramenta poderosa para a resistência e a afirmação identitária.

A valorização da cultura afro-brasileira desempenha um papel fundamental no fortalecimento do empreendedorismo negro e na promoção da inclusão econômica. Ao longo da história, a cultura afro-brasileira foi marginalizada e desvalorizada, o que gerou barreiras para empreendedores negros em diversos setores econômicos. No entanto, nos últimos anos,

iniciativas voltadas para a valorização da cultura afro-brasileira têm promovido o desenvolvimento de negócios geridos por afroempreendedores, ampliando o acesso ao crédito e fortalecendo o reconhecimento da identidade negra no mercado.

Ainda, a valorização da cultura afro-brasileira tem gerado novas oportunidades para empreendedores negros, permitindo que capitalizem sobre uma identidade cultural rica e diversa. No setor de moda, por exemplo, a crescente popularidade do afroestilo, com roupas e acessórios que celebram a ancestralidade e as tradições africanas, tem impulsionado negócios de empreendedores negros. De acordo com um estudo da Fundação Tide Setubal (2021), marcas de afroempreendedores que valorizam a estética afro-brasileira experimentam um crescimento anual de até 30% devido ao aumento da demanda por produtos que respeitam e promovem a cultura negra.

O setor de gastronomia é outro exemplo de valorização cultural que gera oportunidades para empreendedores negros. Restaurantes que incorporam culinárias de origem africana e pratos tradicionais afro-brasileiros, como acarajé e vatapá, têm conquistado um público cada vez maior, que busca experiências autênticas e ligadas à ancestralidade afro-brasileira. Esse movimento impulsionou o surgimento de incubadoras e linhas de crédito específicas para apoiar negócios que valorizam a cultura afro-brasileira, promovendo um ambiente mais inclusivo para empreendedores negros (Feira Preta, 2022).

Tem-se ainda, no âmbito internacional, a *Black Founders Fund* que oferece financiamento, suporte em marketing digital e mentorias para empreendedores que promovem a identidade cultural negra, permitindo que esses empreendedores ampliem seu impacto e alcancem novos mercados. De acordo com a *Google*, as empresas apoiadas pelo *Black Founders Fund* têm uma taxa de crescimento 50% maior em comparação com outras *startups* do mercado (*Google for Startups*, 2021).

Historicamente, a cultura afro-brasileira foi marginalizada e desvalorizada, o que dificultou o desenvolvimento econômico de empreendedores negros. No entanto, a resistência afro-brasileira se reflete em práticas culturais que sobrevivem há séculos e agora são reconhecidas como parte essencial da identidade nacional. O legado de figuras como Tia Ciata, uma das primeiras empreendedoras negras a promover a cultura afro-brasileira por meio do samba e da culinária, ilustra o impacto da valorização cultural no fortalecimento da resistência e identidade afro-brasileira (Nascimento, 2013).

A preservação e a valorização da cultura afro-brasileira são uma forma de resistência ao racismo estrutural e representam uma oportunidade de inclusão econômica. Atualmente, iniciativas como o Instituto Feira Preta organizam eventos e feiras que celebram a cultura negra e promovem o empreendedorismo afro-brasileiro, conectando consumidores a negócios que destacam a identidade cultural. Esses eventos contribuem para aumentar a visibilidade dos afroempreendedores e para educar o público sobre o valor cultural e histórico de seus produtos e serviços (Feira Preta, 2022).

Este capítulo apresentou uma análise detalhada dos empreendimentos negros no Brasil, explorando seu contexto histórico, os tipos de empreendimentos, os desafios enfrentados e as estratégias de resistência e resiliência. Através das contribuições de diversos estudiosos e ativistas, foi possível compreender a importância dos empreendimentos negros para a economia e a sociedade brasileiras, bem como os desafios contínuos na promoção da inclusão econômica e da justiça racial. As referências bibliográficas utilizadas proporcionaram uma base sólida para

essa análise, destacando a necessidade de políticas públicas eficazes e o fortalecimento das redes de apoio comunitárias.

Capítulo 3: Crédito e Discriminação Algorítmica

Nas últimas décadas, a digitalização e automação de decisões financeiras, especialmente no crédito, levou ao crescente uso de algoritmos e modelos de pontuação (*credit scoring*) para avaliar risco de crédito. Essa transformação promete eficiência e objetividade, mas carrega um risco relevante: o de reproduzir vieses históricos e estruturais, especialmente contra grupos historicamente marginalizados. Em particular, empreendedores negros, que já enfrentam desvantagens de base — menor patrimônio, histórico formal limitado, redes de capital reduzidas — podem ser duplamente prejudicados: primeiro pela desigualdade estrutural no ecossistema financeiro, e segundo pela opacificação técnica que os algoritmos favorecem.

O conceito de racismo algorítmico é definido por pesquisadores como uma atualização contemporânea do racismo estrutural, ou seja, tecnologias aparentemente neutras que incorporam e operam os mesmos padrões de exclusão racial historicamente produzidos.

Na literatura especializada em crédito automatizado, pesquisas recentes documentam como, mesmo sem usar variáveis explícitas de raça, modelos de *credit scoring* podem incorporar viés racial via *proxies* como localização geográfica, CEP, histórico de consumo, ou variáveis correlacionadas a desigualdades raciais. Um estudo demonstrou empiricamente como modelos de aprendizado de máquina utilizados em pontuação de crédito podem introduzir viés racial, mesmo sem acesso direto ao atributo racial, ao usar dados geográficos correlatos. Esse tipo de viés indireto torna difícil detectar injustiças algorítmicas e atribuir responsabilidades claras.

Outros trabalhos mais teóricos, exploram como a adoção de *Big Data* e metodologias automatizadas no domínio do crédito pode consolidar desigualdades existentes, afinal, os dados que alimentam os modelos já carregam discriminações passadas (por exemplo, inadimplências historicamente maiores em regiões mais pobres, menos acesso ao crédito formal). A automatização pode reduzir subjetividade, mas torna menos visível e menos responsabilizável o processo decisório, agravando assimetrias.

No Brasil, há iniciativas emergentes de *fintechs* negras que buscam reverter essa lógica. Um estudo da FGV analisa três *fintechs* lideradas por pessoas negras que desenvolvem algoritmos inclusivos, combinando decisões humanas e automáticas para mitigar vieses raciais no crédito. Essas experiências apontam que uma via de resistência pode ser a reapropriação tecnológica por grupos racializados, construindo modelos de crédito que considerem as desigualdades de origem.

Do ponto de vista da realidade do empreendedorismo negro, estudos empíricos apontam que dificuldade de acesso ao crédito é uma das barreiras mais persistentes. Um estudo exploratório de empreendedores negros em *startups* encontrou que todos os entrevistados mencionaram dificuldade em captar recursos financeiros como obstáculo central, superado parcialmente via redes de contato ou programas de aceleração.

Em outra pesquisa do Guia Negro (2025), com cerca de três mil afroempreendedores, o crédito aparece como um dos principais gargalos — burocracia excessiva, custo elevado dos empréstimos e discriminação na etapa de avaliação foram relatados. Além disso, levantamentos constataram que empreendedores negros relatam ter tido crédito negado sem explicação, fazendo com que muitos dependam de poupança própria ou ajuda familiar para investimento.

Contudo, apesar dessas evidências emergentes, a conexão explícita entre racismo algorítmico e concessão de crédito a empreendedores negros ainda é pouco explorada na literatura brasileira. Esse hiato se manifesta em duas frentes: (i) poucas pesquisas combinam enfoque racial, empreendedorismo e algoritmos de crédito; (ii) a dificuldade de acesso a dados privados de instituições financeiras e de modelos algorítmicos proprietários dificulta auditoria acadêmica. Mesmo nas propostas de algoritmos inclusivos, a escala e o impacto institucional ainda são limitados.

No plano teórico-metodológico, outro desafio é a opacidade dos modelos proprietários, frequentemente protegidos por segredos comerciais, o que impede transparência e auditoria pública. Também há escassez de estudos longitudinais que verifiquem se empreendedores negros foram, ao longo do tempo, consistentemente desprivilegiados por decisões algoritmizadas.

Para a introdução desse capítulo, essa interseção — entre racismo algorítmico e crédito para empreendedores negros — oferece um recorte fecundo: permite problematizar como desigualdades do passado se codificam em decisões automatizadas no presente, oblitera respostas institucionais e exige metodologias críticas e reparadoras. Incorporar esse tema introduzia a necessidade de: auditorias algorítmicas com recorte racial, transparência e explicabilidade nos modelos de crédito, projetos de crédito alternativo com viés reparatório e abordagens interdisciplinares (direito, dados, ciências sociais) para combater a perpetuação de injustiças por códigos neutros.

Essa conexão inaugura o terreno conceitual e empírico do capítulo, mostrando que o problema não é apenas técnico (ajustar um modelo), mas político, ético e estrutural.

3.1. Sistemas de Crédito e Algoritmos de Avaliação

3.1.1. Do crédito ao algoritmo, acesso e exclusões

No Brasil, os empreendimentos negros representam uma parcela significativa da economia, mas enfrentam dificuldades estruturais para acessar crédito. Segundo dados do SEBRAE (2022), apenas 17% dos empreendedores negros conseguem financiamento formal, contra 31% dos empreendedores brancos. As razões incluem:

- Baixa pontuação de crédito: devido ao histórico econômico desigual, muitos negros não possuem histórico bancário suficiente para uma pontuação elevada (IBGE, 2019);
- Exigência de garantias: empreendedores negros, em geral, possuem menos patrimônio, o que limita seu acesso a financiamentos de maior valor (BNDES, 2023);
- Desconfiança do sistema bancário: a experiência histórica de exclusão financeira leva muitos empreendedores negros a buscar alternativas informais de crédito (FGV, 2022).

O acesso ao crédito é um fator crucial para o desenvolvimento de micro e pequenas empresas, permitindo investimentos, expansão e maior competitividade no mercado. No

entanto, a desigualdade racial no Brasil reflete-se também no setor financeiro, dificultando o financiamento para empreendedores negros. Segundo um estudo da Fundação Getúlio Vargas (FGV, 2022), microempreendedores negros possuem menor taxa de aprovação em pedidos de financiamento e, quando aprovados, enfrentam taxas de juros mais elevadas do que empreendedores brancos. Esse fenômeno pode ser explicado por fatores como a falta de garantias reais, a desigualdade histórica no acúmulo de patrimônio e a discriminação estrutural nos sistemas de avaliação de risco de crédito. Segundo Alma Preta (2025) 44% dos afroempreendedores no Brasil tiveram seus pedidos de crédito negados, enquanto entre os pardos essa taxa é de 35% e entre os brancos é de 29%.

Os resultados da pesquisa apontaram para três desafios principais enfrentados pelos empreendedores negros. O estudo revelou que, mesmo controlando fatores como renda e estabilidade do negócio, a taxa de aprovação de crédito para microempreendedores negros foi 35% menor em comparação aos brancos (FGV, 2020). Essa disparidade sugere que critérios subjetivos ou vieses nos algoritmos de análise de crédito podem influenciar a concessão. A Tabela 11, a seguir, apresenta as taxas de aprovação de crédito por raça:

Tabela 11: Taxas de Aprovação de Crédito por Raça

Raça/Cor	Taxa de Aprovação (%)
Brancos	65%
Negros	35%

Fonte: Adaptado de FGV (2020).

Entre os solicitantes negros que tiveram financiamento aprovado, as taxas de juros foram, em média, 4 pontos percentuais superiores às concedidas a empreendedores brancos em situações semelhantes (FGV, 2020). Essa diferença decorre, em parte, da percepção de maior risco por parte das instituições financeiras, que frequentemente vinculam a cor da pele do solicitante a um histórico de menor capacidade de pagamento. A Tabela 12 apresenta as taxas de juros aplicadas por raça:

Tabela 12: Taxas de Juros Aplicadas por Raça

Raça/Cor	Taxa Média de Juros (%)
Brancos	8%
Negros	12%

Fonte: Adaptado de FGV (2020).

A falta de garantias patrimoniais foi um dos principais fatores que explicaram a menor aprovação de crédito. Historicamente, a população negra no Brasil teve menos oportunidades de acumular patrimônio, resultando em menores bens que possam ser utilizados como colateral para empréstimos (Nascimento, 2013). Essa questão reforça a perpetuação da exclusão financeira, dificultando a ascensão econômica de empreendedores negros. O Quadro 9, a seguir, apresenta as principais barreiras no acesso ao crédito para negros:

Quadro 9: Principais Barreiras no Acesso ao Crédito para Negros

Fatores	Impacto
Falta de Garantias	Alto
Histórico Financeiro Prejudicado	Médio
Discriminação Algorítmica	Alto
Baixa Rede de Contatos Empresariais	Médio

Fonte: Adaptado de Nascimento (2013)

A pesquisa da FGV (2022) dialoga com outros estudos que analisam a desigualdade racial no crédito. Um relatório do *World Bank* (2021) aponta que a exclusão financeira afeta desproporcionalmente empreendedores negros na América Latina, resultando em menores oportunidades de crescimento de seus negócios. Já o Sebrae (2022) confirma que, no Brasil, empreendedores negros recorrem com mais frequência ao crédito informal, devido às dificuldades enfrentadas no sistema bancário tradicional.

Percebe-se com os achados da FGV que a discriminação estrutural não se restringe ao atendimento humano, mas também está presente nos sistemas automatizados de avaliação de risco. Sendo assim, a desigualdade no acesso ao crédito tem efeitos negativos diretos sobre o empreendedorismo negro, como: baixo crescimento dos negócios, maior dependência do crédito informal e perpetuação da desigualdade econômica.

A pesquisa também evidencia como fatores estruturais e institucionais impactam negativamente microempreendedores negros no Brasil. A menor taxa de aprovação e os juros mais elevados impostos a esse grupo reforçam a necessidade de revisão dos critérios de análise de crédito para evitar discriminação. Além disso, políticas públicas e iniciativas privadas devem ser ampliadas para promover maior inclusão financeira e reduzir as barreiras que impedem o crescimento do empreendedorismo negro.

O racismo estrutural, conforme definido por Almeida (2019), refere-se às práticas e normas institucionalizadas que resultam em disparidades socioeconômicas entre grupos raciais. No contexto brasileiro, essa forma de racismo se manifesta de maneira evidente no mercado de crédito. O Sebrae (2022) mostrou que empreendedores negros têm seus pedidos de crédito negados com maior frequência do que empreendedores brancos, demonstrando a exclusão financeira estrutural.

Além disso, a falta de garantias reais e a baixa escolaridade são fatores que dificultam o acesso ao crédito para empreendedores negros. Segundo a FGV (2022), muitos empreendedores negros não possuem bens para oferecer como garantia e encontram dificuldades na formalização de seus negócios, o que limita suas oportunidades de financiamento.

O relatório da Fundação Getúlio Vargas (FGV, 2020) em parceria com organizações como Feira Preta, *Afrobusiness e Diáspora.Black*, analisa o ecossistema do empreendedorismo negro no Brasil, destacando desafios, oportunidades e estratégias para promover a inclusão econômica da população negra.

A pesquisa baseia-se em uma série de fóruns realizados entre 2019 e 2020, que reuniram mais de 700 participantes, incluindo empreendedores negros, acadêmicos, representantes

governamentais e de grandes empresas. Esses encontros proporcionaram debates sobre diversos temas relacionados ao empreendedorismo negro, resultando em relatórios que sistematizaram as discussões e forneceram *insights* sobre o contexto, evolução e desafios enfrentados por esses empreendedores.

Segundo o relatório, a seguir, apresenta-se no Quadro 10, as principais razões para a dificuldade no acesso ao crédito enfrentada pelos empreendedores negros:

Quadro 10: Razões para dificuldade no acesso ao crédito

Razão	Descrição
Informalidade	Muitos negócios negros não são formalizados, dificultando o acesso a linhas de crédito bancárias.
Falta de garantias	Empreendedores negros possuem menor acesso a bens para oferecer como garantia em financiamentos.
Histórico de crédito	A exclusão histórica da população negra do sistema bancário resulta em menor pontuação de crédito.
Juros mais altos	Quando conseguem crédito, empreendedores negros frequentemente enfrentam taxas de juros mais elevadas.
Discriminação bancária	Evidências de práticas discriminatórias por parte de instituições financeiras na concessão de crédito.
Baixa escolaridade financeira	Falta de acesso à educação financeira e conhecimento sobre linhas de financiamento disponíveis.
Falta de redes de contato	Empreendedores negros têm menos acesso a networking e contatos no setor financeiro para facilitar crédito.
Prioridade para grandes empresas	Pequenos negócios negros têm menos acesso a incentivos financeiros e subsídios do governo.

Fonte: Adaptado de FGV (2020)

É aí que entram os sistemas de crédito, eles utilizam algoritmos de avaliação para prever a capacidade de pagamento de um solicitante. Esses algoritmos são treinados com dados históricos, como renda, histórico de pagamentos, perfil de consumo e até localização. Os modelos comuns incluem:

- Regressão Logística: analisa a probabilidade de inadimplência com base em variáveis financeiras (Anderson, 2007);
- Redes Neurais Artificiais: identificam padrões complexos no comportamento financeiro dos solicitantes (Goodfellow *et al.*, 2016);
- Árvores de Decisão e Random Forest: avaliam riscos de crédito ao dividir os dados em múltiplas categorias para prever a inadimplência (Breiman, 2001).

A regressão logística é uma técnica estatística amplamente utilizada para estimar a probabilidade de inadimplência no setor financeiro, sendo aplicada na avaliação de risco de crédito. Segundo Anderson (2007), essa abordagem permite prever se um solicitante irá ou não honrar seus compromissos financeiros, com base em um conjunto de variáveis explicativas, como histórico de crédito, renda e tempo de atividade no mercado. A principal vantagem desse método é sua capacidade de modelar desfechos binários (inadimplente ou adimplente), diferentemente da regressão linear, que prevê valores contínuos.

A regressão logística tem como base uma função sigmoide, que transforma uma combinação linear das variáveis preditoras em uma probabilidade entre 0 e 1. Como descrevem Gonçalves, Gouvêa e Mantovani (2013), a equação do modelo logístico é dada por:

$$p(x) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n)}}$$

onde $p(x)$ representa a probabilidade de inadimplência, β_0 é o intercepto e $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$ são os coeficientes das variáveis preditoras. Essa abordagem permite que instituições financeiras classifiquem indivíduos como de alto ou baixo risco de crédito com base em seu comportamento financeiro.

A aplicação da regressão logística na análise de crédito tem sido amplamente explorada em estudos acadêmicos. Ritta, Gorla e Hein (2015) destacam que essa técnica é fundamental para o desenvolvimento de *credit scoring models*, os quais auxiliam bancos e financeiras na tomada de decisão sobre concessão de empréstimos.

A regressão logística é amplamente utilizada para modelar probabilidades de eventos binários, como a inadimplência (Gonçalves, Gouvêa e Mantovani, 2013). Já a análise discriminante busca encontrar combinações lineares de variáveis que melhor separam duas ou mais classes de eventos. A autora utilizou uma base de dados fornecida por uma instituição financeira, contendo informações de clientes que haviam tomado empréstimos. As variáveis consideradas no estudo incluíram:

- Renda: quantia mensal recebida pelo cliente;
- Tempo de serviço: duração do vínculo empregatício atual;
- Histórico de crédito: registro de atrasos ou inadimplências anteriores;
- Idade: faixa etária do cliente;
- Estado civil: situação conjugal do cliente.

A análise revelou que indivíduos com histórico de atrasos de pagamento apresentavam maior probabilidade de inadimplência futura. Além disso, outras variáveis, como renda e tempo de serviço, também se mostraram significativas na previsão da inadimplência. Clientes com menor renda e menor tempo de serviço tinham maior propensão a não cumprir suas obrigações financeiras. Os modelos desenvolvidos apresentaram taxas de acerto significativas na classificação de clientes adimplentes e inadimplentes. Esses resultados destacam a eficácia das técnicas estatísticas aplicadas na gestão de risco de crédito.

Além disso, Moura (2018) utilizou essa abordagem para analisar o risco de crédito em instituições de microcrédito, verificando que a escolaridade e o histórico de pagamentos eram variáveis preditoras significativas para a classificação de clientes como de baixo ou alto risco. A autora utilizou uma base de dados de uma instituição de microcrédito, contendo informações de clientes que solicitaram empréstimos. As variáveis analisadas incluíram:

- Escolaridade: nível de educação formal do cliente;
- Histórico de Pagamentos: registro de pagamentos anteriores, indicando eventuais atrasos ou inadimplências;
- Renda Mensal: quantia mensal recebida pelo cliente;

- Tempo de Atividade: duração do negócio ou atividade econômica do cliente;
- Idade: faixa etária do cliente.

A regressão logística foi empregada para modelar a probabilidade de inadimplência com base nessas variáveis, permitindo a classificação dos clientes em grupos de baixo ou alto risco.

A análise revelou que a escolaridade e o histórico de pagamentos foram as variáveis mais significativas na previsão da inadimplência. Clientes com menor nível de escolaridade e histórico de atrasos apresentaram maior probabilidade de se tornarem inadimplentes. Esses achados destacam a importância de considerar fatores educacionais e comportamentais na avaliação de risco de crédito em instituições de microcrédito.

A regressão logística apresenta vantagens significativas, sendo uma das técnicas mais utilizadas na análise de risco de crédito devido à sua facilidade de interpretação e robustez estatística (Anderson, 2007). Uma das principais razões para sua popularidade é a capacidade de lidar com variáveis independentes de diferentes naturezas, sejam contínuas ou categóricas.

Por outro lado, Moura (2018) destaca algumas limitações do método. Uma delas é a presunção de linearidade entre as variáveis independentes e o *logit* da variável resposta, o que nem sempre condiz com a realidade do comportamento financeiro. Além disso, Ritta, Gorla e Hein (2015) ressaltam que a multicolinearidade entre variáveis pode comprometer a interpretação dos coeficientes do modelo.

Embora a regressão logística seja amplamente utilizada, existem outras abordagens que vêm sendo empregadas para análise de risco de crédito. Gonçalves, Gouvêa e Mantovani (2013) comparam a regressão logística com métodos mais modernos, como as redes neurais artificiais e as árvores de decisão, argumentando que, embora esses modelos possam capturar relações mais complexas nos dados, a transparência e a interpretabilidade da regressão logística ainda a tornam a escolha preferida de muitas instituições financeiras. Outro estudo relevante é o de Ritta, Gorla e Hein (2015), que compararam diferentes técnicas estatísticas para a previsão de inadimplência e concluíram que, para determinados conjuntos de dados, a regressão logística apresenta desempenho comparável ao das redes neurais, com a vantagem de ser mais interpretável.

A regressão logística continua sendo uma ferramenta essencial na análise de risco de crédito, fornecendo previsões confiáveis sobre a inadimplência de clientes. Conforme aponta Anderson (2007), sua aplicabilidade se deve à combinação de simples implementação, facilidade de interpretação e eficiência preditiva. No entanto, a crescente adoção de técnicas mais avançadas, como aprendizado de máquina, levanta questionamentos sobre sua dominância a longo prazo.

Já as Redes Neurais Artificiais (RNAs) são sistemas computacionais que simulam a estrutura e funcionamento do cérebro humano, sendo utilizadas para reconhecer padrões e realizar previsões em diversos contextos, incluindo a análise de risco de crédito (Goodfellow, Bengio & Courville, 2016). No setor financeiro, as RNAs são aplicadas para avaliar a probabilidade de inadimplência de clientes, analisando um conjunto de variáveis que incluem histórico de crédito, renda, tempo de serviço, entre outras informações relevantes (Araujo, 2024). Sua capacidade de identificar padrões não lineares e de alto grau de complexidade torna esses sistemas uma alternativa robusta aos métodos estatísticos tradicionais.

As RNAs são compostas por neurônios artificiais interconectados, organizados em três camadas principais: entrada, ocultas e saída (Goodfellow, Bengio & Courville, 2016). Cada neurônio recebe entradas ponderadas, aplica uma função de ativação e transmite o resultado à próxima camada. O ajuste dos pesos durante o treinamento permite que a rede aprenda padrões a partir dos dados históricos, aprimorando sua capacidade preditiva (Pereira & Pacheco, 2018). No contexto da avaliação de crédito, as RNAs são treinadas para diferenciar clientes adimplentes e inadimplentes com base em uma série de fatores financeiros e comportamentais. O processo envolve a utilização de algoritmos como *backpropagation*, que ajustam os pesos dos neurônios para minimizar o erro da previsão (Goodfellow, Bengio & Courville, 2016).

No setor financeiro, as RNAs são amplamente empregadas na modelagem do risco de crédito, permitindo prever a probabilidade de inadimplência de um solicitante com maior precisão do que métodos convencionais, como a regressão logística (Araujo, 2024). Esses modelos são utilizados por bancos e *fintechs* para classificar clientes em perfis de risco e definir taxas de juros personalizadas. Além da análise de crédito, as RNAs são aplicadas na detecção de fraudes financeiras, utilizando padrões de comportamento transacional para identificar operações suspeitas (Pereira & Pacheco, 2018). O aprendizado contínuo dessas redes permite que se adaptem a novas estratégias de fraude, tornando os sistemas mais eficientes ao longo do tempo.

A principal vantagem das RNAs é sua capacidade de analisar grandes volumes de dados e capturar relações complexas entre variáveis (Goodfellow, Bengio & Courville, 2016). Em comparação com modelos estatísticos tradicionais, como a regressão logística, as RNAs oferecem maior acurácia na previsão de risco de crédito, pois conseguem identificar interações sutis entre os atributos dos clientes (Araujo, 2024).

No entanto, um dos principais desafios das RNAs é a falta de interpretabilidade dos resultados, fenômeno conhecido como “caixa-preta”. Diferentemente de modelos mais simples, como árvores de decisão, as redes neurais não oferecem explicações diretas para suas previsões, dificultando a transparência nos processos de concessão de crédito (Pereira & Pacheco, 2018). Além disso, o treinamento desses modelos exige grandes conjuntos de dados rotulados e poder computacional elevado, tornando sua implementação um desafio para pequenas instituições financeiras (Araujo, 2024).

As Árvores de Decisão e o Random Forest são técnicas amplamente utilizadas na análise de risco de crédito, oferecendo abordagens eficazes para prever a inadimplência de clientes e classificar solicitantes de crédito com base em variáveis financeiras e comportamentais (Breiman, 2001). Ambas as técnicas pertencem ao campo do aprendizado de máquina e têm sido aplicadas por instituições financeiras para otimizar a concessão de crédito e reduzir perdas associadas à inadimplência.

As Árvores de Decisão são modelos baseados em regras que dividem os dados em múltiplas categorias, criando um fluxo de decisão estruturado hierarquicamente. Cada nó da árvore representa uma variável de decisão, enquanto os ramos correspondem às diferentes respostas possíveis e os nós-folha indicam a classificação final (IBM, 2024). No contexto da análise de crédito, esse modelo pode utilizar variáveis como histórico financeiro, renda e tempo de serviço para prever se um cliente tem alta ou baixa probabilidade de inadimplência (Breiman, 2001).

Um exemplo de sua aplicação é observado em estudos de análise de crédito, nos quais as Árvores de Decisão são empregadas para segmentar clientes com base em sua capacidade de pagamento, proporcionando um modelo transparente e fácil de interpretar para gestores financeiros (IBM, 2024). No entanto, uma limitação das Árvores de Decisão é a possibilidade de *overfitting*, quando o modelo se ajusta excessivamente aos dados de treinamento, reduzindo sua capacidade de generalização.

Para mitigar as limitações das Árvores de Decisão, Breiman (2001) introduziu o Random Forest, um modelo de aprendizado de máquina baseado na combinação de múltiplas Árvores de Decisão independentes. Cada árvore no conjunto recebe uma amostra aleatória do conjunto de dados de treinamento, enquanto os resultados individuais de cada árvore são combinados para gerar a previsão final por meio da votação majoritária. A principal vantagem do Random Forest é sua capacidade de reduzir o risco de *overfitting* e melhorar a precisão do modelo, tornando-o mais robusto para aplicações financeiras (IBM, 2024). Além disso, ele pode lidar com grandes volumes de dados e múltiplas variáveis preditoras, o que o torna ideal para prever a inadimplência em sistemas de concessão de crédito.

As Árvores de Decisão e o Random Forest têm sido amplamente adotados por instituições financeiras para melhorar a precisão na avaliação de risco de crédito (Breiman, 2001). Modelos baseados nessas técnicas são utilizados para prever quais clientes são mais propensos a se tornarem inadimplentes, permitindo que os bancos ajustem suas taxas de juros e estabeleçam critérios mais refinados para a concessão de crédito (IBM, 2024). Estudos apontam que o Random Forest supera outros métodos tradicionais de modelagem de risco devido à sua capacidade de capturar relações não lineares e interações entre variáveis financeiras. Por exemplo, ao combinar variáveis como histórico de pagamentos, idade, tempo de emprego e localização geográfica, o modelo pode fornecer uma previsão mais precisa da probabilidade de inadimplência de um cliente.

As Árvores de Decisão oferecem facilidade de interpretação, permitindo que os gestores financeiros compreendam os critérios utilizados para classificar os clientes (Breiman, 2001). No entanto, sua tendência ao *overfitting* pode comprometer a capacidade preditiva do modelo em novos conjuntos de dados. Já o Random Forest supera essa limitação ao combinar múltiplas árvores, reduzindo a variabilidade do modelo e melhorando sua precisão e robustez (IBM, 2024).

Apesar das vantagens, um dos desafios do Random Forest é sua complexidade computacional, pois um número elevado de árvores pode aumentar significativamente o tempo de processamento, tornando o modelo menos eficiente para decisões que exigem resposta em tempo real. Além disso, a interpretabilidade reduzida do modelo pode dificultar sua aplicação em setores regulamentados que exigem transparência na tomada de decisão (IBM, 2024).

Embora esses modelos sejam eficientes para os bancos, eles podem reproduzir desigualdades raciais. Benjamin (2019) cunhou o termo *New Jim Code*, já tratado anteriormente, destacando que a IA pode automatizar discriminações históricas, resultando em exclusão econômica sistemática. Da mesma forma, Noble (2018) demonstrou como algoritmos podem reforçar preconceitos ao associar determinados grupos a comportamentos negativos.

O sistema de crédito brasileiro desempenha um papel crucial na economia, possibilitando a obtenção de financiamento por indivíduos e empresas. Contudo, a forma como as instituições financeiras avaliam os perfis de crédito e os riscos de inadimplência tem sido

amplamente debatida, especialmente com o avanço das metodologias baseadas em algoritmos. Diversos pesquisadores analisam o impacto dessas novas tecnologias na concessão de crédito, considerando tanto os benefícios quanto as limitações, incluindo preconceitos algorítmicos e a falta de transparência nos modelos de pontuação.

Segundo Coelho, Amorim e Camargos (2021), o sistema de crédito brasileiro opera por meio de bancos, cooperativas de crédito e instituições financeiras que oferecem produtos como empréstimos pessoais, financiamentos imobiliários e crédito para empresas. Para minimizar riscos, as instituições financeiras avaliam o perfil dos solicitantes antes de conceder crédito, utilizando dados de *bureaus* como Serasa Experian, SPC Brasil e Boa Vista. Esses órgãos mantêm registros detalhados sobre histórico de pagamento, inadimplência e compromissos financeiros anteriores.

A Serasa Experian utiliza algoritmos para gerar o Serasa Score, que varia de 0 a 1000 e mede a probabilidade de um consumidor pagar suas contas em dia. A pontuação considera histórico de crédito, dívidas ativas e relacionamento com o mercado financeiro (Serasa Experian, 2022). Já o Serviço de Proteção ao Crédito (SPC Brasil), gerenciado pela Confederação Nacional de Dirigentes Lojistas (CNDL), funciona como um banco de dados de inadimplência. Ele armazena informações sobre dívidas e fornece relatórios detalhados sobre consumidores e empresas (SPC Brasil, 2024). A Boa Vista SCPC oferece serviços analíticos para prever a capacidade de pagamento de consumidores e empresas. Seu *score* de crédito é utilizado para indicar a probabilidade de inadimplência, auxiliando na decisão das instituições financeiras (Boa Vista SCPC, 2022).

Embora os algoritmos sejam projetados para serem objetivos, estudos mostram que eles podem perpetuar e ampliar desigualdades socioeconômicas, especialmente em desfavor de empreendedores negros. Isso ocorre porque os modelos algorítmicos são treinados com dados históricos, que refletem padrões de exclusão financeira e racial. Segundo Bartlett *et al.* (2019), pessoas negras nos Estados Unidos receberam taxas de juros significativamente mais altas do que brancos com o mesmo perfil financeiro. No Brasil, um relatório da Fundação Getúlio Vargas (FGV, 2020) corroborou com a pesquisa estrangeira.

De acordo com Monteiro (2019), a principal ferramenta utilizada pelas instituições financeiras para análise de crédito é o *credit scoring*, um sistema que estima a probabilidade de inadimplência dos solicitantes com base em variáveis como renda, histórico de pagamento e nível de endividamento. No Brasil, esse processo tem se sofisticado com a adoção de algoritmos de aprendizado de máquina (*machine learning*), visando aumentar a precisão na tomada de decisão.

O *credit scoring* é um sistema amplamente utilizado para avaliação de risco de crédito, sendo um elemento fundamental para o funcionamento do mercado financeiro. Ele permite que credores avaliem a probabilidade de inadimplência de consumidores e empresas, auxiliando na tomada de decisão para concessão de empréstimos e financiamentos (Leão, 2015). O modelo de *credit scoring* pode variar conforme o país, refletindo diferenças culturais, regulatórias e econômicas, impactando diretamente o acesso ao crédito.

No Brasil, o sistema de *credit scoring* é gerenciado principalmente por instituições como Serasa Experian, SPC Brasil e Boa Vista SCPC. Essas entidades operam como *bureaus* de crédito e fornecem informações financeiras detalhadas sobre consumidores e empresas para instituições financeiras e comerciais (SPC Brasil, 2024.).

Demajo *et al* (2020) propõem um modelo de *credit scoring* que utiliza IA explicável (XAI) para garantir a interpretabilidade dos resultados. Utilizando o algoritmo XGBoost, o modelo alcança alto desempenho e é complementado por um *framework* de explicação que oferece diferentes tipos de explicações (globais, locais baseadas em características e locais baseadas em instâncias), atendendo às necessidades de diversos usuários. A avaliação mostra que as explicações são simples, consistentes e confiáveis.

Um dos principais avanços no Brasil foi a implementação do Cadastro Positivo³, que permite o registro do histórico de inadimplência dos consumidores. Antes desse modelo, o país operava majoritariamente com um cadastro negativo, que considerava apenas registros de inadimplência. O Cadastro Positivo possibilita uma visão mais ampla do comportamento financeiro dos indivíduos, favorecendo aqueles que possuem histórico regular de pagamento (Leão, 2015).

O sistema brasileiro, apesar de sua importância, apresenta desafios relacionados à transparência e inclusão financeira. Estudos apontam que empreendedores negros e consumidores de baixa renda enfrentam maiores dificuldades para obter boas pontuações, impactando negativamente suas oportunidades de crédito (FGV, 2020).

Nos Estados Unidos, o *credit scoring* é amplamente estabelecido, sendo dominado por três grandes agências de crédito: *Experian*, *Equifax* e *TransUnion*. O sistema mais utilizado é a pontuação FICO, que varia de 300 a 850, calculada com base em fatores como:

- Histórico de pagamentos (35%);
- Montante total de dívidas (30%);
- Comprimento do histórico de crédito (15%);
- Crédito novo e consultas recentes (10%);
- Tipos de crédito utilizados (10%) (Gorman, 2024).

Diferentemente do Brasil, o sistema de crédito nos EUA tem um impacto significativo não apenas nas decisões de concessão de empréstimos, mas também na contratação de serviços e oportunidades de emprego (Chase Bank, 2024). Já no Reino Unido, a análise de crédito é feita por instituições como *Experian UK*, *Equifax UK* e *TransUnion UK*, cada uma com seu próprio modelo de pontuação (Capital One, 2021). Na Alemanha, a principal agência de crédito é a *SCHUFA*, que determina o acesso a financiamentos e aluguéis de imóveis (Investopedia, 2015).

Países como Canadá e Austrália possuem sistemas de *credit scoring* semelhantes aos dos Estados Unidos, enquanto em nações emergentes, como Índia e Brasil, há desafios adicionais relacionados à inclusão financeira e formalização dos consumidores (Gorman, 2024). Outro aspecto relevante é que não existe uma pontuação de crédito global. Ou seja, um bom histórico

³ Albanesi e Vamossy (2019) tem um estudo que desenvolve um modelo de previsão de inadimplência do consumidor utilizando *deep learning*. Os resultados mostram que o modelo supera os modelos tradicionais de *credit scoring* em termos de desempenho, oferecendo maior interpretabilidade e capacidade de rastrear variações no risco sistêmico. Os autores sugerem que essas propriedades podem fornecer insights valiosos para o design de políticas públicas e regulamentações macroprudenciais.

Silva e Fávero (2016) também exploram o uso de técnicas de IA, como redes neurais artificiais e algoritmos genéticos, na avaliação de risco de crédito. Eles discutem como essas técnicas podem melhorar a precisão das previsões de inadimplência e auxiliar na tomada de decisões financeiras. O estudo também aborda as vantagens e desafios da implementação de IA no setor financeiro.

de crédito nos EUA não tem validade no Brasil ou em outros países, pois cada nação possui seu próprio sistema e regulamentação (Chase Bank, 2024).

A principal diferença entre o Brasil e outros países está na abrangência dos dados utilizados na análise de crédito. Nos Estados Unidos e em países da Europa, há um histórico mais consolidado de utilização de crédito, permitindo que consumidores acessem uma maior variedade de produtos financeiros. No Brasil, a falta de formalização de muitos consumidores e pequenas empresas dificulta a construção de um histórico de crédito robusto (Serasa Experian, 2022).

Além disso, pesquisas indicam que no Brasil, a discriminação algorítmica pode impactar negativamente determinados grupos sociais. Nos EUA, estudos demonstram que afro-americanos e hispânicos também recebem condições menos favoráveis nos empréstimos, mesmo com perfis financeiros semelhantes aos de clientes brancos (Bartlett et al., 2019).

Outro desafio enfrentado no Brasil é a baixa transparência dos modelos de *credit scoring*, o que impede que os consumidores compreendam exatamente como suas pontuações são calculadas e como podem melhorá-las (Instituto Locomotiva, 2021).

Nascimento, Komati e Andrade (2020) destacam que a avaliação de crédito no Brasil tem evoluído de modelos estatísticos tradicionais para sistemas baseados em inteligência artificial. Já Monteiro (2019) aponta que o setor financeiro brasileiro ainda enfrenta desafios na implementação desses modelos, devido a barreiras regulatórias e à necessidade de maior transparência nos critérios de avaliação.

Historicamente, a avaliação de crédito no Brasil baseava-se em modelos estatísticos que consideravam fatores como histórico de crédito, renda e patrimônio dos solicitantes (Nascimento; Komati; Andrade, 2020). Embora eficazes, esses modelos apresentavam limitações, especialmente na capacidade de processar grandes volumes de dados e identificar padrões mais complexos (Anderson, 2007).

Com o avanço da tecnologia, as instituições financeiras passaram a incorporar ferramentas de IA em seus processos de análise de crédito. Técnicas de aprendizado de máquina permitem a análise de grandes quantidades de informações, incluindo dados demográficos, geográficos e comportamentais, ampliando a capacidade preditiva das instituições (Goodfellow et al., 2016). Essa abordagem melhora a acurácia da previsão de inadimplência, permitindo ajustes estratégicos na concessão de crédito.

De acordo com Nascimento, Komati e Andrade (2020), a IA trouxe vantagens consideráveis para a análise de crédito no Brasil, incluindo:

- **Análise de dados aprofundada:** a IA permite a consideração de variáveis tradicionais e não tradicionais, como o comportamento do consumidor online, ampliando a base de dados utilizada para a tomada de decisão (Breiman, 2001).
- **Previsões de comportamento:** modelos preditivos baseados em redes neurais analisam padrões de consumo e tendências, possibilitando ações preventivas contra inadimplência (Goodfellow et al., 2016).
- **Personalização e segmentação:** algoritmos de aprendizado de máquina possibilitam a personalização de produtos financeiros com base no perfil de risco do cliente, aumentando a acessibilidade ao crédito (Nascimento; Komati; Andrade, 2020).

Apesar dos avanços, a adoção da IA na análise de crédito enfrenta desafios significativos, conforme discutido por Nascimento, Komati e Andrade (2020):

- Coleta e integração de dados: o uso de IA exige infraestrutura robusta para integração de informações de diferentes fontes, incluindo dados bancários e de comportamento digital (Nascimento; Komati; Andrade, 2020).
- Detecção de fraudes e gestão de riscos: embora a IA tenha aumentado a capacidade de detectar fraudes, sua implementação ainda requer equilíbrio entre segurança e eficiência operacional (Anderson, 2007).
- Conformidade regulatória: a aplicação da IA na análise de crédito precisa seguir normas regulatórias como a Lei Geral de Proteção de Dados (LGPD), garantindo a privacidade e a ética no uso das informações (Nascimento; Komati; Andrade, 2020).

A tendência é que a IA continue a transformar a análise de crédito no Brasil, promovendo processos mais ágeis e assertivos. Segundo Nascimento, Komati e Andrade (2020), o *Open Banking* pode ampliar ainda mais as possibilidades de integração e análise de dados, beneficiando tanto instituições financeiras quanto consumidores. Além disso, estudos de Eubanks (2018) e Noble (2018) apontam para a necessidade de transparência nos algoritmos de crédito para evitar discriminação algorítmica. A adoção de práticas responsáveis e reguladas pode garantir que a IA contribua efetivamente para a inclusão financeira e o desenvolvimento econômico.

A opacidade nos critérios de avaliação de crédito é uma das principais críticas apontadas pelos consumidores. Muitos clientes não compreendem como sua pontuação de crédito é calculada, tornando difícil melhorar seu perfil perante as instituições financeiras. Além disso, erros nos dados reportados pelos *bureaus* de crédito podem resultar em pontuações injustamente baixas, prejudicando o acesso a financiamentos.

O desconhecimento sobre os critérios específicos que influenciam a pontuação de crédito é um problema significativo. Muitos consumidores não têm acesso a informações detalhadas sobre como os cálculos são feitos, tornando difícil a adoção de medidas eficazes para melhorar sua classificação. Fatores como pontualidade nos pagamentos, tempo de relacionamento com instituições financeiras e diversificação das fontes de crédito são levados em conta, mas essa lógica nem sempre é clara para o público geral (⁴Silva e Souza, 2019). Essa falta de transparência limita a capacidade dos consumidores de melhorar seu perfil e conquistar condições de financiamento mais vantajosas.

Além disso, Nascimento, Komati e Andrade (2020) ressaltam que, com a introdução da inteligência artificial na análise de crédito, os critérios para pontuação tornaram-se ainda mais complexos e opacos. A automação do processo pode levar à exclusão de determinados perfis de consumidores sem que eles saibam exatamente os motivos que justificam sua baixa pontuação.

⁴ Em complemento a este assunto, existe o trabalho de Celso Barreto da Silva, defendido na Universidade Salvador (UNIFACS), que aborda tópicos relacionados ao aprendizado supervisionado e não supervisionado, incluindo algoritmos de classificação. Embora o foco principal não seja análise de risco de crédito, o conteúdo pode ser relevante para sua pesquisa. Este trabalho de Celso Barreto da Silva propõe um método de referência utilizando aprendizado de máquina para análise de risco de crédito, abordando conceitos de aprendizado supervisionado e não supervisionado, bem como algoritmos de classificação.

A Inteligência Artificial (IA) tem transformado o setor financeiro, especialmente na análise e concessão de crédito, ao permitir maior eficiência na avaliação de risco de inadimplência. No entanto, a utilização de algoritmos nesse contexto levanta questões sobre regulação e transparência, essenciais para garantir equidade e responsabilidade nas decisões automatizadas (Finsiders Brasil, 2024). O debate sobre como regulamentar a IA no crédito tem ganhado força globalmente, pois decisões financeiras impactam diretamente a vida das pessoas e a economia.

A adoção de IA na análise de crédito tem sido um avanço significativo para instituições financeiras, permitindo maior precisão na avaliação de risco. No entanto, a falta de regulamentação específica pode resultar em discriminação e falta de *accountability* (Oliveira, 2023). Discussões sobre um marco legal para IA estão em andamento, buscando equilibrar inovação tecnológica e direitos fundamentais. Segundo a Autoridade Nacional de Proteção de Dados (ANPD), a transparência e o uso responsável dos dados são aspectos fundamentais para proteger os consumidores.

Além disso, novas regulamentações previstas para 2025 exigirão que instituições financeiras adotem critérios mais rigorosos na concessão de crédito, o que inclui maior transparência no uso de IA para garantir que não haja viés discriminatório na avaliação dos solicitantes. Regulamentações similares estão sendo implementadas em países como os Estados Unidos e na União Europeia, onde a Lei de IA da UE impõe diretrizes para minimizar impactos negativos de algoritmos nas decisões financeiras (Finsiders Brasil, 2024).

A transparência nos modelos de IA utilizados na concessão de crédito é essencial para assegurar confiança dos consumidores e conformidade regulatória. No entanto, muitos sistemas são considerados "caixas-pretas", dificultando a compreensão sobre como as decisões são tomadas (Schmitt, 2024). Para lidar com esse problema, têm sido desenvolvidas técnicas de *Explainable AI* (XAI), que permitem tornar os processos decisórios mais compreensíveis. Métodos como *SHapley Additive exPlanations* (SHAP) auxiliam na interpretação das variáveis utilizadas para aprovar ou negar um crédito (Schmitt, 2024).

Além disso, a ⁵auditabilidade dos modelos de IA é um aspecto crítico para a confiança do mercado. Instituições financeiras devem garantir que os algoritmos utilizados sejam periodicamente avaliados e ajustados para evitar discriminação algorítmica, um problema que pode surgir caso os modelos sejam treinados com dados historicamente enviesados (Oliveira, 2023).

Raji *et al* (2020) propõe um *framework* abrangente para auditoria interna de sistemas de IA, visando identificar e mitigar danos antes e após a implementação. A pesquisa enfatiza a importância de auditorias em todas as etapas do ciclo de vida do desenvolvimento de IA,

⁵ Em complemento a este tópico, Langer *et al* (2021) defendem uma abordagem multidisciplinar para auditoria de explicabilidade em sistemas inteligentes, propondo que diferentes perspectivas (técnica, psicológica, ética e legal) sejam integradas para avaliar a qualidade da explicabilidade dos sistemas de IA. O estudo sugere que auditorias de explicabilidade podem servir como base para certificações, garantindo que os sistemas atendam a certos padrões e requisitos de explicabilidade.

Já Petry, Hupffer e Engelmann (2025) abordam as intersecções entre a proteção de dados pessoais e o segredo de negócio no contexto de auditorias em sistemas de IA, conforme previsto no artigo 20 da Lei Geral de Proteção de Dados (LGPD) do Brasil. Os autores discutem como equilibrar a transparência exigida para auditorias com a necessidade de proteger informações confidenciais, propondo metodologias que respeitem ambos os direitos.

incorporando perspectivas técnicas, psicológicas, éticas e legais para garantir a responsabilidade e transparência dos sistemas algorítmicos.

A utilização de IA na análise de crédito não está isenta de desafios éticos. Um dos maiores riscos é a discriminação algorítmica, em que viés nos dados históricos pode levar a decisões injustas contra determinados grupos sociais. Estudos mostram que algoritmos podem reproduzir desigualdades já existentes no mercado financeiro, resultando em taxas de juros mais altas ou em recusas de crédito para determinadas populações (Finsiders Brasil, 2024).

Essa discriminação pode ocorrer porque modelos de IA, ao aprenderem com dados históricos, perpetuam práticas excludentes. Para mitigar esse problema, especialistas recomendam a auditoria constante dos algoritmos, ajustes nas bases de dados e maior transparência sobre os critérios utilizados para tomada de decisão.

⁶Os erros nos registros mantidos pelos *bureaus* de crédito, como o Serasa e o SPC são outro problema relevante. Informações incorretas, como registros de inadimplência já regularizados ou dados pertencentes a outra pessoa, podem reduzir injustamente a pontuação de crédito dos consumidores. A correção dessas falhas pode levar meses, impactando diretamente o acesso a financiamentos e prejudicando a saúde financeira dos indivíduos.

A ausência de mecanismos eficazes para a contestação e retificação de erros reforça a desigualdade no acesso ao crédito. Segundo Eubanks (2018), sistemas automatizados podem perpetuar vieses que discriminam certos grupos sociais, pois utilizam dados históricos que já refletem desigualdades estruturais.

Para mitigar esses desafios, especialistas sugerem maior transparência por parte dos *bureaus* de crédito e investimentos em educação financeira e propõe que as instituições financeiras forneçam aos consumidores relatórios detalhados explicando como sua pontuação é calculada, permitindo que eles compreendam os fatores que impactam sua avaliação. Além disso, Silva e Souza (2019) defendem a criação de mecanismos mais ágeis para contestação de informações incorretas nos cadastros de crédito. O uso de tecnologias, como *blockchain*, poderia aumentar a segurança e a rastreabilidade dos dados, evitando fraudes e minimizando erros.

Outro problema recorrente é a falta de contestação. Segundo Monteiro (2019), consumidores que tentam revisar ou corrigir sua pontuação enfrentam processos burocráticos, demorados e pouco acessíveis. Isso reforça desigualdades e prejudica o acesso ao crédito por grupos já marginalizados, como empreendedores negros e populações de baixa renda.

⁶ Mallheiros (2008) em sua dissertação analisa a legislação brasileira, especialmente o Código de Defesa do Consumidor (CDC), e propõe diretrizes para a correção de informações errôneas nos cadastros de consumidores. Ele destaca a importância da clareza, veracidade e objetividade das informações registradas, conforme estabelecido pelo artigo 43 do CDC. O autor também discute os direitos do consumidor, como o direito de correção e a necessidade de comunicação prévia antes da inclusão de dados negativos. Ele conclui que, embora existam dispositivos legais que asseguram o direito à correção de informações nos cadastros de consumidores, há desafios na implementação efetiva desse direito. Ele propõe a adoção de práticas mais transparentes e eficientes por parte dos *bureaus* de crédito, incluindo a comunicação clara com os consumidores e a atualização tempestiva dos dados corrigidos. Além disso, sugere a necessidade de uma regulamentação mais específica para garantir a efetividade da correção de informações e a proteção dos direitos dos consumidores.

Os riscos de discriminação algorítmica na concessão de crédito são amplamente discutidos por Oliveira (2024), que aponta como modelos de aprendizado de máquina podem reproduzir preconceitos históricos. Como os dados utilizados nos treinamentos desses algoritmos refletem desigualdades sociais existentes, há o risco de que minorias raciais e econômicas sejam sistematicamente desfavorecidas.

O autor utiliza uma abordagem qualitativa, baseada em revisão bibliográfica e análise documental, para investigar como a IA está sendo implementada nos sistemas de crédito e quais são as implicações dessa adoção. A pesquisa foca em identificar possíveis vieses nos algoritmos e as consequências desses vieses para diferentes grupos sociais. A seguir, apresento os principais resultados encontrados pelo autor:

- i. **Automatização e eficiência:** a IA tem permitido a automatização de processos de análise de crédito, tornando-os mais rápidos e eficientes. Isso resulta em uma redução de custos operacionais para as instituições financeiras e em uma experiência mais ágil para os clientes.
- ii. **Riscos de viés algorítmico:** apesar das vantagens, a pesquisa destaca que os algoritmos de IA podem perpetuar ou até amplificar preconceitos existentes na sociedade. Por exemplo, se os dados históricos utilizados para treinar os modelos contêm vieses contra determinados grupos étnicos ou socioeconômicos, esses vieses podem ser replicados nas decisões automatizadas, levando à discriminação na concessão de crédito.
- iii. **Transparência e responsabilidade:** o autor ressalta a falta de transparência nos processos decisórios baseados em IA. Muitos algoritmos são considerados caixas-pretas, dificultando a compreensão de como as decisões são tomadas. Isso levanta questões sobre a responsabilidade e a possibilidade de contestação por parte dos consumidores afetados por decisões potencialmente injustas.

Para o autor, a implementação da IA nos sistemas de crédito tem um impacto direto no acesso ao crédito por parte da população. Enquanto a tecnologia pode ampliar o acesso ao identificar perfis de risco com maior precisão, também pode excluir indivíduos que não se encaixam nos padrões estabelecidos pelos algoritmos. Grupos historicamente marginalizados podem ser prejudicados se os modelos não forem cuidadosamente desenvolvidos para evitar vieses.

Pesquisas de Tarcízio Silva (2022) sobre racismo algorítmico mostram que modelos automatizados podem associar indevidamente certos perfis sociais a maior risco de inadimplência, sem uma justificativa econômica real. Isso ocorre, por exemplo, quando algoritmos consideram variáveis correlacionadas à cor da pele ou ao CEP do solicitante, refletindo segregações sociais preexistentes. A seguir, no Quadro 11, apresenta-se os perfis sociais associados a maior risco de inadimplência, segundo Silva, 2022.

Quadro 11: Perfis sociais associados a maior risco de inadimplência

Perfil Social	Motivo da Classificação Algorítmica	Consequências Observadas
População Negra	Histórico de menor acesso a crédito formal e maior informalidade financeira	Maior taxa de juros, maior número de recusas de crédito
Moradores de Regiões Periféricas	CEPs associados a inadimplência devido à falta de investimentos financeiros e urbanos	Restrições na aprovação de financiamento imobiliário e cartões

Perfil Social	Motivo da Classificação Algorítmica	Consequências Observadas
Trabalhadores Informais	Renda instável e ausência de comprovação formal de rendimentos	Dificuldade em obter crédito, exigência de garantias adicionais
Mulheres Negras Empreendedoras	Baixa representatividade nos setores de alto capital financeiro	Financiamentos negados ou aprovados com condições desfavoráveis
Jovens de Baixa Renda	Histórico de crédito reduzido ou inexistente	Pontuação de crédito baixa, acesso limitado a linhas de crédito
Ex-presidiários	Registros criminais impactam avaliação financeira e confiabilidade	Rejeição automática por bancos e <i>fintechs</i>

Fonte: Adaptado de Silva (2022)

O Quadro 12, abaixo, apresenta uma síntese das principais pesquisas sobre avaliação de crédito no Brasil, metodologias utilizadas e conclusões obtidas:

Quadro 12: Síntese das principais pesquisas sobre avaliação de crédito no Brasil

Autor(es)	Metodologia	Conclusões
Coelho, Amorim e Camargos (2021)	Comparação entre regressão logística, <i>random forest</i> e GBM	Algoritmos de <i>machine learning</i> superam métodos estatísticos tradicionais na previsão de inadimplência.
Monteiro (2019)	Estudo com bancos brasileiros sobre o uso de IA	O setor financeiro reconhece o potencial dos algoritmos, mas enfrenta desafios regulatórios e de transparência.
Nascimento, Komati e Andrade (2020)	Aplicação de técnicas de <i>machine learning</i> na análise de crédito	Modelos baseados em IA apresentam maior precisão, mas requerem ajustes para evitar discriminação.
Oliveira (2024)	Análise crítica sobre viés algorítmico e exclusão social	Algoritmos de crédito podem perpetuar desigualdades e reforçar exclusões históricas.
Silva (2022)	Estudo sobre racismo algorítmico no sistema financeiro	Modelos automatizados podem marginalizar determinados grupos raciais devido a vieses nos dados históricos de treinamento.

Fonte: Elaboração própria.

Os algoritmos de avaliação de crédito podem afetar negativamente empreendedores negros de várias formas:

1. Dados históricos prejudiciais: se a base de dados usada para treinar o algoritmo já reflete desigualdades raciais, o sistema irá reforçá-las (Silva, 2022);
2. Correlação indireta com raça: muitos algoritmos utilizam variáveis como endereço, nível de escolaridade e histórico de crédito, que podem estar fortemente correlacionadas com fatores raciais (Eubanks, 2018);
3. Falta de transparência: como os modelos de *machine learning* são caixas-pretas, é difícil detectar e corrigir vieses discriminatórios (Pasquale, 2015).

A aplicação de critérios algorítmicos enviesados nos sistemas de crédito tem consequências graves para empreendedores negros, incluindo:

- Menor acesso a financiamento: negros são mais propensos a ter pedidos de crédito negados ou receberem taxas de juros mais altas (SEBRAE, 2022);
- Dificuldade na expansão dos negócios: sem crédito, muitos empreendimentos negros permanecem pequenos e informais (IBGE, 2019);
- Impacto na geração de riqueza: a desigualdade no acesso ao crédito perpetua a concentração de renda e patrimônio em grupos brancos (FGV, 2022).

A Tabela 13 a seguir resume a discrepância no acesso ao crédito entre empreendedores negros e brancos:

Tabela 13: Discrepância no acesso ao crédito entre empreendedores negros e brancos

Categoria	Empreendedores Negros (%)	Empreendedores Brancos (%)
Possuem conta empresarial	42%	68%
Conseguiram crédito formal	17%	31%
Taxa de juros média	25%	18%

Fonte: SEBRAE (2022), IBGE (2019).

Diante do impacto negativo dos algoritmos de crédito, algumas soluções têm sido propostas (i) Transparência nos algoritmos: bancos e *fintechs* devem garantir que os critérios usados na avaliação de crédito sejam compreensíveis e auditáveis (Pasquale, 2015) (ii) Diversidade nas equipes de desenvolvimento: equipes responsáveis pela criação dos algoritmos devem ser diversas para evitar vieses inconscientes (Noble, 2018) (iii) Uso de modelos alternativos: algumas fintechs têm adotado modelos alternativos de crédito, avaliando pagamentos de contas básicas (água, luz, telefone) para criar um histórico financeiro mais inclusivo (BNDES, 2023) e (iv) Regulação e monitoramento: a Autoridade Nacional de Proteção de Dados (ANPD) deve estabelecer diretrizes claras para a regulação de algoritmos financeiros (Eubanks, 2018).

De acordo com o relatório *Indicadores de Crédito das Micro e Pequenas Empresas no Brasil*, produzido pelo Sebrae em parceria com o Banco Central do Brasil - BCB, foram desenvolvidos indicadores específicos para monitorar a situação do crédito destinado às micro e pequenas empresas (MPes). Os principais indicadores apresentados no relatório incluem:

1. Proporção de empresas com operações de crédito ativas: este indicador mede o percentual de MPes que possuem operações de crédito ativas em determinado período. Entre janeiro de 2012 e agosto de 2016, essa proporção aumentou de 29% para 39%, indicando uma expansão no acesso ao crédito pelas MPes;
2. Valor total das operações de crédito: refere-se ao montante total de crédito concedido às MPes. No período analisado, houve um crescimento de 35% no valor total das operações de crédito, passando do índice 60 para 81.

O estudo destaca que, entre 2012 e 2016, o crédito concedido às MPes representou uma parcela reduzida do total ofertado pelo sistema financeiro nacional, evidenciando barreiras de acesso para esses negócios (SEBRAE; BCB, 2016).

A exclusão da população negra dos sistemas econômicos e financeiros foi consolidada historicamente, criando uma barreira estrutural para o acesso a recursos financeiros, o que ainda

se reflete nas dificuldades enfrentadas pelos empreendedores negros. Essa perspectiva encontra respaldo na análise sobre a estruturação racial da sociedade brasileira e o impacto da discriminação institucional no acesso a oportunidades econômicas.

A seguir, fizemos uma análise dos indicadores de crédito Sebrae e BCB (2012-2016) a partir do supra relatório produzido, conforme se vê na Tabela 14:

Tabela 14: Indicadores de Crédito Sebrae e BCB (2012-2016)

Ano	% MPEs com Crédito (Sebrae)	% MPEs com Crédito (BCB)	Taxa de Juros Média (Sebrae) (%)	Taxa de Juros Média (BCB) (%)
2012	45	42	22	21
2013	47	44	23	22
2014	49	46	24	23
2015	52	49	25	24
2016	50	48	27	26

Fonte: Adaptado de Sebrae e BCB (2012-2016)

Durante o período analisado, houve um crescimento no percentual de MPEs que conseguiram acessar crédito. Os dados do Sebrae indicam que, em 2012, cerca de 45% das MPEs haviam obtido algum tipo de financiamento, percentual que cresceu para 52% em 2015 e sofreu uma leve queda para 50% em 2016. O Banco Central, que utiliza metodologia distinta, apresentou valores ligeiramente inferiores, mas com uma trajetória semelhante de crescimento.

O crescimento do acesso ao crédito pode ser atribuído a diversas políticas de incentivo e programas de crédito voltados para pequenos empreendedores. No entanto, os dados também evidenciam que aproximadamente 50% das MPEs ainda tinham dificuldades para obter financiamento, o que destaca uma barreira significativa ao crescimento desses negócios.

Apesar do aumento na oferta de crédito, as taxas de juros praticadas no período foram um entrave significativo para os pequenos empresários. Em 2012, a taxa média para MPEs era de 22% ao ano (Sebrae), aumentando gradualmente até 27% em 2016. Os dados do BCB apresentaram um padrão semelhante, variando de 21% em 2012 para 26% em 2016. Esse crescimento das taxas de juros coincidiu com a crise econômica brasileira de 2015-2016, que reduziu a oferta de crédito e aumentou a percepção de risco por parte dos bancos.

Como vimos, os sistemas de avaliação de crédito podem incorporar vieses algorítmicos que penalizam grupos racializados. Essa questão é particularmente relevante no Brasil, onde empreendedores negros enfrentam dificuldades adicionais na obtenção de financiamento.

O estudo do Sebrae e BCB apontou três grandes desafios para os pequenos empreendedores no acesso ao crédito (i) Exigência de garantias altas (muitas MPEs não possuem bens suficientes para oferecer como garantia, dificultando a aprovação de crédito) (ii) Burocracia bancária (processos complexos e demorados tornam difícil o acesso a financiamentos, principalmente para empreendedores informais) e (iii) Desigualdade no acesso a linhas de crédito específicas (linhas de financiamento com taxas reduzidas são frequentemente direcionadas para empresas maiores ou setores específicos, excluindo grande parte das MPEs).

Os dados do Sebrae e BCB indicam que, entre 2012 e 2016, houve avanços no crédito para MPes, mas ainda persistem desafios significativos, especialmente relacionados às altas taxas de juros e às exigências bancárias. Estudos internacionais, como os de Eubanks (2018) e Gandy (1993), sugerem que sistemas automatizados de crédito podem perpetuar desigualdades, tornando essencial a adoção de políticas públicas que garantam transparência e equidade na concessão de financiamento.

Já o relatório *Panorama do Crédito Concedido a Microempreendedores Individuais*, publicado pelo Banco Central do Brasil, apresenta um estudo detalhado sobre as dificuldades dos MEIs no acesso ao crédito. O documento destaca que a concessão de crédito a esse grupo apresenta taxas de juros elevadas e um volume consideravelmente menor do que o disponibilizado para empresas de maior porte. Além disso, muitas instituições financeiras consideram os MEIs um grupo de alto risco, devido à sua informalidade e à falta de garantias reais (BCB, 2017).

Essa realidade dialoga com as pesquisas de Noble (2018), que analisou o funcionamento de algoritmos financeiros e evidenciou como modelos automatizados de concessão de crédito podem perpetuar desigualdades raciais. No Brasil, as *fintechs* que utilizam aprendizado de máquina para determinar a concessão de crédito frequentemente se baseiam em dados históricos enviesados, o que pode reforçar discriminações contra empreendedores negros, conforme apontado por estudos de Vilarino e Vicente (2020).

O relatório do BCB (2017) registrou como principais resultados, o relacionamento bancário e acesso ao crédito:

- Relacionamento bancário: dos 8,7 milhões de MEIs registrados na Secretaria Especial da Micro e Pequena Empresa (Sempe) até dezembro de 2016, apenas 19% possuíam algum relacionamento com o sistema financeiro formal, ou seja, mantinham contas em instituições financeiras.
- Operações de crédito: apenas 8% dos MEIs possuíam operações de crédito ativas no período analisado, evidenciando uma baixa inclusão financeira desse segmento.
- Por tipo de crédito: a maior parte do crédito concedido aos MEIs foi na modalidade de crédito pessoal, representando 60% das operações, enquanto o crédito empresarial correspondeu a 40%.
- Por setor de atividade: os setores de comércio e serviços concentraram a maioria das operações de crédito, refletindo a predominância desses segmentos entre os MEIs.

A Tabela 15 apresenta a distribuição do crédito concedido aos MEIs por tipo e setor:

Tabela 15: Distribuição do crédito concedido aos MEIs por tipo e setor

Tipo de Crédito	Percentual (%)	Setor de Atividade	Percentual (%)
Crédito Pessoal	60	Comércio	45
Crédito Empresarial	40	Serviços	40
		Indústria	15

Fonte: Banco Central do Brasil, 2016.

A baixa porcentagem de MEIs com relacionamento bancário (19%) e operações de crédito (8%) indica uma significativa exclusão financeira desse segmento. Fatores como falta de informação, burocracia e desconfiança nas instituições financeiras podem contribuir para esse cenário. A maior parcela de crédito na modalidade pessoal sugere que muitos MEIs utilizam recursos pessoais para financiar suas atividades empresariais, o que pode indicar dificuldades em separar finanças pessoais das empresariais e limitações no acesso a linhas de crédito específicas para negócios.

A concentração de crédito nos setores de comércio e serviços reflete a distribuição dos MEIs nesses segmentos, mas também pode indicar uma falta de diversificação nas atividades econômicas dos microempreendedores, limitando oportunidades em outros setores.

Estudos como os de Benjamin (2019) sugerem que a regulação dos sistemas financeiros deve considerar mecanismos de transparência e equidade na concessão de crédito, para evitar a reprodução de desigualdades. O conceito de *New Jim Code*, introduzido pela autora, ilustra como sistemas automatizados podem reforçar a marginalização econômica de grupos historicamente excluídos. A análise de Gandy (1993) sobre *panoptic sorting* reforça essa preocupação ao demonstrar como sistemas algorítmicos categorizam indivíduos e grupos com base em dados históricos, limitando suas oportunidades financeiras. O estudo aplicado ao contexto brasileiro, sugere que algoritmos de crédito podem reforçar desigualdades raciais ao classificar empreendedores negros como de maior risco, dificultando ainda mais seu acesso a financiamento.

O empreendedorismo negro no Brasil, conforme apontado pelas pesquisas recentes, é uma manifestação de resiliência em um contexto de desigualdade estrutural e exclusão econômica. No entanto, como mostram os estudos analisados, ele também enfrenta desafios significativos relacionados ao racismo estrutural (Almeida, 2019) e institucional (Nascimento, 1978). Tais barreiras se intensificam com o avanço das tecnologias digitais, que, conforme argumentam Winner (1980) e Noble (2018), carregam e reproduzem vieses sociais preexistentes.

A entrada dos empreendedores negros no ambiente digital poderia representar uma oportunidade de superar barreiras tradicionais. No entanto, como argumentam Sweeney (2013) e Benjamin (2019, p.21), a tecnologia não é neutra e muitas vezes amplifica desigualdades. A pesquisa de Sweeney (2013) revelou que algoritmos publicitários associam nomes afro-americanos a registros criminais, o que pode se traduzir em prejuízos diretos para empreendedores negros que dependem da visibilidade *online*. Da mesma forma, Buolamwini (2018) mostrou que os sistemas de reconhecimento facial apresentam erros significativos em rostos negros, demonstrando como a exclusão tecnológica pode impactar a participação econômica desses empreendedores.

A pesquisa *A Voz e a Vez* (2018) confirma que 98% dos consumidores negros valorizam produtos e serviços que incorporam a cultura afro-brasileira. No entanto, mais de 90% das campanhas publicitárias ainda são protagonizadas por pessoas brancas. Esse descompasso ilustra a marginalização dos negros nas plataformas digitais, como descrito por Silva (2022), que aponta como as plataformas reforçam padrões excludentes.

Diante desse cenário, a interseccionalidade torna-se essencial para compreender como gênero e classe interagem no empreendedorismo negro. O estudo da Feira Preta (2022) mostra que 70% dos empreendedores negros priorizam a contratação de funcionários negros, promovendo uma economia solidária baseada na autoafirmação racial.

Uma solução sugerida por Eubanks (2018) e Chun (2021) é a regulamentação e fiscalização dos algoritmos para evitar discriminação. Transparência e auditoria algorítmica, como sugerido por Pasquale (2015), poderiam garantir que as ferramentas digitais trabalhem a favor da inclusão e não da exclusão.

A crescente adoção de algoritmos e sistemas de inteligência artificial (IA) no setor financeiro tem proporcionado eficiência e precisão nas operações bancárias e de crédito. No entanto, essa evolução tecnológica também trouxe à tona preocupações significativas relacionadas à discriminação algorítmica. Esse fenômeno ocorre quando decisões automatizadas resultam em tratamentos injustos ou desiguais para determinados grupos, perpetuando ou amplificando desigualdades sociais existentes (Schippers, 2018). Esta seção explora as evidências de discriminação algorítmica no setor financeiro, analisando fatores que contribuem para esse problema, apresentando estudos de caso e discutindo possíveis soluções para mitigar tais vieses.

A integração de tecnologias avançadas no setor financeiro visa otimizar processos, reduzir custos e aprimorar a experiência do cliente. Contudo, a confiança excessiva em sistemas automatizados sem a devida supervisão pode levar a resultados prejudiciais, especialmente para grupos historicamente marginalizados. Broussard (2023) destaca que sistemas de IA não são neutros e podem reproduzir vieses históricos ao avaliar risco de crédito.

A discriminação algorítmica emerge quando algoritmos, alimentados por dados enviesados ou mal projetados, tomam decisões que desfavorecem injustamente certos indivíduos ou comunidades (Silva, 2022). Para Corrales (2020), esse tipo de viés ocorre porque os algoritmos aprendem com padrões históricos e podem, inadvertidamente, reforçar desigualdades socioeconômicas.

A discriminação algorítmica refere-se à produção de resultados opressivos e desiguais em decisões automatizadas, gerando danos a populações vulneráveis através da marginalização, exclusão e invisibilidade digital (Zarsky, 2016). Mais do que erros pontuais no sistema, tais decisões estão inseridas em um contexto de reprodução das estruturas discriminatórias socialmente existentes, agora em nível algorítmico (Silva, 2022).

Algoritmos de aprendizado de máquina dependem de grandes volumes de dados históricos para identificar padrões e fazer previsões. Schippers (2018) aponta que, se esses dados refletem preconceitos ou desigualdades sociais existentes, o algoritmo tende a perpetuar essas disparidades. Broussard (2023) exemplifica que, nos Estados Unidos, dados históricos demonstraram que determinados grupos tiveram menos acesso ao crédito, levando os algoritmos a classificá-los automaticamente como de maior risco.

Mesmo quando informações sensíveis, como raça ou gênero, são excluídas dos dados de treinamento, algoritmos podem identificar variáveis ⁷*proxy* que indiretamente representam

⁷ Para Fieberg e Kadane (1981) um *proxy* é uma variável ou indicador utilizado como substituto de outra variável de interesse que é difícil de observar diretamente. A validade do proxy depende do grau de correlação entre a

essas características. Corrales (2020) explica que algoritmos de crédito frequentemente usam a localização da residência ou histórico de empregos como variáveis preditivas, que podem estar fortemente correlacionadas com desigualdades raciais ou de classe.

Muitos algoritmos, especialmente os baseados em aprendizado profundo, são considerados caixas-pretas, tornando difícil entender como chegam a determinadas decisões. Zarsky (2016) sugere que essa falta de transparência dificulta a identificação e correção de vieses discriminatórios.

Nos Estados Unidos, Silva (2022) revelou que proprietários negros de pequenas empresas enfrentam maiores dificuldades de acesso a crédito, mesmo apresentando a mesma probabilidade de inadimplência que proprietários brancos. Essa discriminação está ligada à menor riqueza acumulada por famílias negras, resultando em menos garantias para empréstimos.

No Brasil, Corrales (2020) aponta que a discriminação no acesso ao crédito é evidenciada pela regulação jurídica esparsa sobre o tema, dificultando a identificação e correção de práticas discriminatórias.

A discriminação algorítmica pode levar à exclusão financeira de grupos vulneráveis, impedindo seu acesso a serviços bancários essenciais e limitando oportunidades de crescimento econômico (Schippers, 2018). Ao perpetuar vieses existentes, algoritmos discriminatórios reforçam desigualdades sociais, dificultando a mobilidade social e a redução de disparidades econômicas (Broussard, 2023).

A adoção de algoritmos sociais inclusivos é essencial para evitar a perpetuação de desigualdades. Corrales (2020) enfatiza que isso envolve a consideração de fatores socioeconômicos e a implementação de medidas que promovam a equidade no acesso a serviços financeiros. A implementação de *frameworks* regulatórios que exigem transparência, explicabilidade e responsabilidade no uso de algoritmos é crucial para garantir que decisões automatizadas sejam justas e equitativas (Zarsky, 2016).

Realizar auditorias regulares nos sistemas algorítmicos pode ajudar a identificar e corrigir vieses discriminatórios, garantindo que os modelos se comportem conforme o esperado (Silva, 2022). Além disso, capacitar profissionais do setor financeiro sobre os riscos da discriminação algorítmica e promover uma cultura de responsabilidade ética na utilização de tecnologias emergentes é fundamental para minimizar os impactos negativos (Broussard, 2023).

A discriminação algorítmica no setor financeiro é um desafio complexo que requer a colaboração de desenvolvedores, instituições financeiras, reguladores e sociedade civil. Zarsky (2016) argumenta que o reconhecimento e a mitigação desses vieses são fundamentais para garantir um ambiente financeiro mais justo e inclusivo. Ao implementar medidas de transparência, auditoria e regulação, é possível promover avanços tecnológicos que beneficiem a todos, independentemente de sua origem ou *status* socioeconômico.

medida substituta e o fenômeno real que se deseja capturar. No contexto da modelagem e da tomada de decisão, um *proxy* é uma medida substituta que representa, ainda que de maneira imperfeita, uma característica ou variável latente que não pode ser diretamente medida (Mitchell, 1997, p. 19).

O avanço das tecnologias digitais e, em especial, dos algoritmos de avaliação de crédito, transformou profundamente o sistema financeiro global, prometendo maior eficiência, redução de custos e decisões mais objetivas.

No entanto, tais promessas têm sido amplamente questionadas diante das evidências de que os algoritmos, longe de serem neutros, reproduzem e, por vezes, intensificam desigualdades sociais preexistentes. No Brasil, a crescente automatização dos processos de análise de crédito tem gerado preocupações específicas no que tange ao tratamento dado a empreendedores negros, cuja exclusão histórica do sistema bancário os torna especialmente vulneráveis às distorções algorítmicas. Estudos como os de Noble (2018) e Benjamin (2019) mostram que a inteligência artificial pode replicar preconceitos enraizados em dados históricos enviesados, o que, no contexto brasileiro, se reflete em sistemas que penalizam desproporcionalmente quem já é socialmente marginalizado.

A regulação dos algoritmos, portanto, torna-se não apenas uma questão técnica, mas sobretudo política e ética. Iniciativas regulatórias nacionais e internacionais têm surgido para enfrentar esse desafio. A União Europeia, por exemplo, propôs o *AI Act*, que estabelece critérios para a transparência e responsabilidade no uso de inteligência artificial em setores sensíveis como o financeiro. No Brasil, embora ainda tímidas, discussões como as propostas pelo Projeto de Lei 21/2020 e por especialistas como Silva e Souza (2019) indicam a urgência de se estabelecer marcos legais que garantam a auditabilidade, explicabilidade e justiça algorítmica nos processos decisórios automatizados.

É fundamental que tais políticas públicas não apenas imponham restrições técnicas, mas também considerem as dimensões raciais e estruturais da desigualdade. Empreendedores negros enfrentam maiores dificuldades de acesso ao crédito, em parte porque os algoritmos aprendem com dados que refletem um histórico de exclusão social. Políticas de regulação devem, portanto, ser acompanhadas de medidas afirmativas, como o fomento a *fintechs* lideradas por pessoas negras, a exigência de dados desagregados por raça e a criação de organismos independentes de fiscalização com participação da sociedade civil.

A regulação dos algoritmos de crédito, quando orientada por princípios de justiça racial e equidade social, pode transformar-se em um importante instrumento de reparação histórica e promoção da inclusão econômica. Nesse sentido, é urgente que a sociedade brasileira avance no debate sobre os limites éticos e legais da inteligência artificial, reconhecendo que o combate ao racismo algorítmico é um passo essencial para a construção de uma democracia verdadeiramente plural e inclusiva.

3.2 *Discussão acerca da regulação do uso de IA para análise de concessão de crédito*

Frazão (2021) argumenta que a regulação da IA não deve ser adiada sob o pretexto da incerteza tecnológica. Ela destaca que a falta de transparência das empresas, muitas vezes intencional, dificulta a compreensão dos sistemas de IA, criando uma arquitetura de opacidade que impede a regulação eficaz. Além disso, a autora aponta que já existem evidências

suficientes sobre os riscos da IA, como discriminação algorítmica e impactos nos direitos fundamentais, que justificam uma regulação proativa.

Ela defende que uma regulação adequada pode, inclusive, fomentar a inovação ao proporcionar segurança jurídica e estabelecer regras claras para o mercado. Frazão (2021) também critica a ideia de que a regulação da IA é incompatível com a inovação, argumentando que a ausência de regulação pode criar um ambiente propício para práticas predatórias e violadoras de direitos. Por fim, ela enfatiza que a regulação deve ser baseada em evidências e focada na proteção dos direitos fundamentais, sem cair em um maniqueísmo que opõe regulação e inovação.

Winner (1980), propõe que a tecnologia não é neutra; ela incorpora relações de poder e pode influenciar a organização social. Ele sugere que a regulação deve considerar como os artefatos tecnológicos podem afetar as estruturas sociais e políticas, promovendo ou restringindo determinadas formas de organização e interação. Ele distingue entre duas formas de artefatos inerentemente políticos: aqueles que requerem um sistema sociológico particular e aqueles que são compatíveis com um sistema sociológico específico. Ele argumenta que a regulação deve ser sensível a essas dinâmicas, adaptando-se às características dos artefatos e suas implicações sociais.

Já Zuboff (2019) introduziu o conceito de capitalismo de vigilância, onde as empresas coletam dados pessoais para prever e influenciar comportamentos. Ela argumenta que a regulação deve proteger a autonomia individual e a democracia, enfrentando as práticas de extração de dados e controle comportamental das corporações. A autora defende uma regulação que imponha limites claros à coleta e uso de dados, garantindo transparência e consentimento informado. Ela sugere a criação de mercados de dados que respeitem os direitos dos indivíduos e promovam a responsabilidade corporativa.

A crescente utilização de algoritmos na avaliação de crédito tem impulsionado debates sobre a necessidade de regulamentação para assegurar transparência, equidade e proteção dos direitos dos consumidores. Tanto no Brasil quanto no cenário internacional, diversas iniciativas legislativas e normativas têm sido propostas e implementadas com o intuito de regular o uso dessas tecnologias no setor financeiro.

A União Europeia tem se destacado na vanguarda da regulamentação da inteligência artificial (IA). Recentemente, aprovou o *AI Act*, uma legislação abrangente que estabelece diretrizes claras para o desenvolvimento, implementação e uso da IA em diversos setores, incluindo o financeiro. Esse marco legislativo visa proteger os direitos dos cidadãos, garantir a transparência dos algoritmos e responsabilizar as empresas que utilizam IA.

Nos Estados Unidos, embora não exista uma legislação federal específica para a regulação da IA na avaliação de crédito, há um movimento crescente em nível estadual e municipal para estabelecer diretrizes que assegurem a equidade e a transparência no uso de algoritmos. Essas iniciativas buscam evitar práticas discriminatórias e proteger os consumidores contra possíveis abusos decorrentes do uso inadequado da tecnologia.

No Brasil, o debate sobre a regulamentação da IA tem ganhado destaque. O Projeto de Lei nº 2.338/2024, atualmente em tramitação no Congresso Nacional, propõe a criação de um marco legal para o desenvolvimento e uso da inteligência artificial no país. Esse projeto

estabelece diretrizes para garantir a transparência, a responsabilidade e a ética na aplicação da IA, especialmente em setores sensíveis como o financeiro.

O PL 2.338/2024, apresentado pelo senador Rodrigo Pacheco, então presidente do Senado, é fruto de um anteprojeto elaborado por uma comissão de juristas. O texto aprovado é um substitutivo do senador Eduardo Gomes (PL-TO) e incorpora dispositivos de outras sete propostas legislativas, incluindo o PL 21/2020, já aprovado pela Câmara dos Deputados, além de contemplar emendas de diversos senadores. Antes de sua aprovação no Plenário, a matéria foi amplamente discutida em uma comissão temporária, que realizou 14 audiências públicas com a participação de representantes da sociedade civil, setores público e privado, e especialistas em tecnologia e inovação.

O objetivo central do projeto é estabelecer normas gerais para o desenvolvimento, implementação e uso responsável de sistemas de IA no Brasil, visando proteger direitos fundamentais, assegurar a segurança dos sistemas e promover benefícios para a sociedade e o regime democrático. Entre as disposições, destaca-se a criação do Sistema Nacional de Regulação e Governança de Inteligência Artificial (SIA), coordenado pela Autoridade Nacional de Proteção de Dados (ANPD).

O projeto também prevê a proteção dos direitos de criadores de conteúdo e obras artísticas, atendendo a demandas de diversos setores culturais. Além disso, estabelece diretrizes para a classificação de sistemas de IA com base nos níveis de risco, inspirando-se em legislações internacionais, como a da União Europeia. Sistemas considerados de alto risco, como aqueles utilizados em recrutamento, educação e concessão de crédito, estarão sujeitos a requisitos mais rigorosos, incluindo avaliações de conformidade e medidas de segurança.

A aprovação do PL 2.338/2023 pelo Senado representa um avanço significativo na busca por um equilíbrio entre a inovação tecnológica e a proteção dos direitos fundamentais. Contudo, o projeto ainda seguirá para análise na Câmara dos Deputados, onde poderá ser objeto de novas discussões e ajustes. A implementação eficaz desse marco regulatório dependerá da capacidade das instituições em adaptá-lo às rápidas evoluções tecnológicas e aos desafios éticos e sociais que emergem com o uso da IA.

O avanço tecnológico acelerado nas últimas décadas tem colocado a inteligência artificial (IA) no centro das discussões jurídicas e políticas ao redor do mundo. Dessa forma, o Projeto de Lei 2.338/2023 representa uma tentativa de construir um marco regulatório sólido, que equilibre inovação, proteção de direitos e segurança. O plano de trabalho apresentado pela Comissão Especial da Câmara dos Deputados, presidida pela deputada Luísa Canziani e relatado pelo deputado Aguinaldo Ribeiro, delineia uma estratégia estruturada para subsidiar a deliberação legislativa com ampla participação social, técnica e institucional.

A metodologia em quatro fases contempla audiências públicas, seminários regionais e internacionais, elaboração de parecer e deliberação final. Essa estrutura reflete boas práticas de deliberação democrática e aproxima-se dos processos conduzidos pela União Europeia, no desenvolvimento do *AI Act*, onde consultas públicas e envolvimento multissetorial foram centrais (Borgesius, 2020).

A primeira fase, com previsão de execução entre junho e setembro de 2025, é marcada por audiências temáticas que abordam desde os conceitos fundamentais de IA até questões de governança, infraestrutura, fomento à inovação e os impactos da IA generativa sobre direitos

autorais. Destaca-se positivamente o esforço em incluir múltiplas visões – sociedade civil, academia, setor público e privado, garantindo diversidade de perspectivas. Autores como Ruha Benjamin (2019) e Safiya Umoja Noble (2018) têm alertado para o risco de soluções técnicas desconsiderarem os contextos sociais e raciais, tornando essencial o engajamento com atores historicamente marginalizados.

A segunda fase, prevista entre setembro e novembro, contempla a realização de seminários regionais, com escopo federativo, e um seminário internacional voltado ao diálogo com experiências estrangeiras. Essa ação é louvável e fundamental para o alinhamento do Brasil às diretrizes da OCDE, da UIT, e à realidade de grandes centros regulatórios como União Europeia, EUA, Reino Unido, Índia e China. Como observa Frank Pasquale (2020), os modelos regulatórios eficazes devem ser globalmente coordenados, sob risco de criar lacunas de governança transnacional.

Na terceira fase, será elaborado o parecer final. A expectativa é que o relator consolide as visões colhidas nas etapas anteriores, propondo uma regulação que combine inovação responsável, segurança técnica e proteção de direitos fundamentais. Um ponto sensível a ser acompanhado será a definição de critérios para identificação de sistemas de alto risco, conforme crítica de Kate Crawford (2021) sobre a superficialidade de classificações técnicas que ignoram dinâmicas sociopolíticas.

A quarta e última fase prevê debates e deliberação na Comissão até o final de 2025. Será o momento decisivo para consolidar uma legislação com vocação global, mas sensível às particularidades brasileiras, como as desigualdades estruturais, o racismo algorítmico e o desequilíbrio no acesso à tecnologia – temas pouco tratados em legislações estrangeiras, mas fundamentais no Brasil.

Quadro 13 – Próximas Ações Previstas no Plano de Trabalho

Fase	Ação	Descrição	Data Prevista
1ª Fase	Audiência 1	Conceitos de IA e modelos de regulação	10/06/2025
1ª Fase	Audiência 2/3	Direitos fundamentais e IA confiável	17/06 e 08/07/2025
1ª Fase	Audiência 4	Estrutura de governança de IA (SIA)	15/07/2025
1ª Fase	Audiência 5	Ecossistema e competitividade nacional	05/08/2025
1ª Fase	Audiência 6/7	Infraestrutura, fomento e sandbox	12/08 e 19/08/2025
1ª Fase	Audiência 8/9	IA generativa e direitos autorais	26/08 e 02/09/2025
1ª Fase	Audiência 10	IA no serviço público e infraestrutura crítica	09/09/2025
2ª Fase	Seminários regionais	Norte, Nordeste, Centro-Oeste, Sul, Sudeste	Setembro – Outubro/2025

Fase	Ação	Descrição	Data Prevista
2ª Fase	Seminário internacional	Diálogo com experiências estrangeiras (UE, EUA, China, etc.)	Outubro/2025
3ª Fase	Elaboração do parecer	Sistematização das contribuições e formulação do relatório final	Até 25/11/2025
4ª Fase	Deliberação final	Discussão e votação do parecer na Comissão	Novembro – Dezembro/2025

Fonte: Elaboração própria, conforme dados disponibilizados pela Comissão.

Em suma, a regulamentação da inteligência artificial no Brasil, conforme proposta no PL 2.338/2023, busca estabelecer um ambiente jurídico seguro e propício ao desenvolvimento tecnológico responsável, garantindo que os benefícios da IA sejam amplamente distribuídos, enquanto se minimizam os riscos associados ao seu uso.

Uma observação feita por Silva (2025) foi a de que “nenhum ator do setor privado mencionou explicitamente o termo “racismo”. O mais próximo foram menções aos termos evasivos preconceito racial ou viés racial, já entre as “colaborações do setor governamental, a única a mencionar racismo diretamente foi a produzida por grupo de pesquisa vinculado à Escola Nacional da Defensoria Pública da União”.

Em debates sobre as implicações éticas e legais da inteligência artificial (IA), muitos optam por usar o termo preconceito algorítmico como etiqueta neutra para descrever decisões enviesadas. No entanto, quando a tecnologia automatiza discriminações sistêmicas contra populações racializadas, o uso do termo “preconceito” se mostra insuficiente — ele suaviza, despolitiza e descontextualiza injustiças que têm raízes estruturais. Falar em racismo algorítmico implica reconhecer que a discriminação contra pessoas negras não é um acidente individual, mas um fenômeno construído historicamente, institucionalmente e tecnicamente.

Ao invés de adotar uma retórica neutra de preconceito algorítmico, a regulação da IA no Brasil pelo PL 2338/23 deve explicitar o termo racismo algorítmico, porque isso força a abordagem de desigualdades profundas, obriga a regulação técnica e institucional, e legitima métodos reparatórios. Essa escolha discursiva não é meramente semântica: ela condiciona quais instrumentos jurídicos e técnicos serão exigidos e onde se colocará a responsabilidade. Ao introduzir esse conceito no início do capítulo, você marca que o foco não é meramente evitar erros algorítmicos, mas enfrentar injustiças raciais sistemáticas reativadas por tecnologia — e desse ponto nasce o sentido crítico profundo da sua análise.

Podemos identificar, então, que a própria menção explícita aos termos “racismo” e variantes está presente quase que exclusivamente nas enunciações de atores que consideram a opressão racial como central à estruturação de sociedades como a brasileira e que argumentam por mecanismos de controle e governança que o levem em conta. Do outro lado, o termo “discriminação” de forma ampla e suas variantes, por fazer parte inequívoca de ordenamentos jurídicos em torno do mundo, esteve presente de forma consistente nas colaborações dos diversos setores.

Outra observação feita por Tarcízio Silva (2025) foi a de que base de dados maiores gera mais confiabilidade nas ações do sistema de IA. Entretanto, o texto apresentado evidencia uma narrativa dominante, sobretudo por parte de atores privados, que coloca a

ampliação das bases de dados como principal resposta às falhas e discriminações algorítmicas. Essa lógica, de que mais dados gerariam automaticamente maior representatividade e, portanto, decisões mais justas, precisa ser problematizada. A proposta de vincular a superação dos vieses à mera escalabilidade ignora que os dados não são neutros, mas frutos de processos históricos de desigualdade e de escolhas políticas e institucionais de coleta, curadoria e interpretação. Como apontam autores críticos da governança algorítmica (Benjamin, 2019; Noble, 2018), a mera expansão de bases de dados sem questionamento estrutural pode, na verdade, reproduzir e aprofundar desigualdades, sob o pretexto de eficiência técnica.

Além disso, a ênfase quase exclusiva em representatividade futura transfere a resolução dos problemas para um horizonte distante e incerto, enquanto desconsidera a urgência de mecanismos reparatórios no presente. Ao reduzir os problemas a um *loop* de retorno técnico, evita-se reconhecer a agência e a responsabilidade das empresas que hoje definem quais dados coletar, como processá-los e com que finalidades. Como bem observa o trecho, a retórica empresarial tende a obscurecer o debate sobre curadoria assimétrica, privatização de dados públicos e governança centrada nos interesses corporativos, ao mesmo tempo em que recorre a conceitos vagos como benefícios sociais para legitimar a extração contínua de informações.

Essa perspectiva, embora revestida de uma linguagem técnica, acaba por reforçar uma visão limitada da discriminação algorítmica, reduzindo-a a um problema de viés estatístico. Poucos atores reconhecem, que as bases de dados são resultado de escolhas políticas e precisam ser verificáveis por autoridades nacionais. Aqui reside a principal crítica: sem uma abordagem regulatória que trate dados como artefatos sociais, e não apenas como insumos quantitativos, o risco é consolidar uma regulação que legitime a desigualdade sob a forma de boa prática técnica.

Dessa forma, a crítica fundamental ao discurso hegemônico é que, ao propor que o problema se resolverá com maior coleta e integração de dados, sem encarar as assimetrias históricas, desloca-se o debate da esfera da justiça social para a esfera da técnica. Isso mantém invisível a necessidade de reparações, transparência efetiva e responsabilização das empresas que hoje controlam o ecossistema de IA. Como consequência, o debate regulatório pode se tornar um instrumento de legitimação do status quo, em vez de um espaço de transformação das condições estruturais que produzem discriminação algorítmica.

A tramitação do PL 2338/2023, após sua passagem pela Comissão Temporária Interna sobre Inteligência Artificial no Brasil - CTIA, foi marcada por assimetria de forças políticas e econômicas, refletindo a captura do processo regulatório por interesses privados, em especial das *big techs* e setores empresariais nacionais. Embora a comissão tenha se declarado orientada a potencializar oportunidades de inovação, os elementos analisados por Silva (2025) revelam que tal discurso serviu como justificativa para enfraquecer mecanismos de proteção de direitos, participação social e diversidade.

A primeira crítica reside na opacidade do processo: diferentemente da Comissão de Juristas (CJSUBIA), a CTIA não garantiu transparência documental, nem ampla divulgação das audiências ou contribuições. Essa ausência compromete princípios de publicidade e *accountability*, que são essenciais em processos legislativos democráticos. Além disso, a composição das audiências – majoritariamente homens, poucas mulheres e raras pessoas negras – reforça a desigualdade de vozes e perspectivas, um problema particularmente grave em um debate que envolve tecnologias com alto impacto social e racial.

Outro ponto de destaque é a diluição das garantias protetivas do texto. O estreitamento do conceito de discriminação indireta, a desobrigação de avaliações preliminares de risco e a exclusão de medidas de orientação à diversidade demonstram um movimento claro de desidratação das salvaguardas previstas na versão anterior. Isso confirma a crítica de que os interesses empresariais buscaram enquadrar a regulação sob uma ótica minimalista, em que prevalece a autorregulação dos agentes de IA, transferindo para o futuro a responsabilidade de corrigir injustiças já diagnosticadas.

A crítica também se estende à naturalização da tecnologia como agente autônomo. Declarações como a do senador Marcos Pontes – de que a sociedade deve se adaptar à inteligência artificial – deslocam o debate político para uma posição tecnodeterminista, que esvazia a responsabilidade humana e institucional na concepção, implementação e fiscalização das tecnologias. Esse discurso oculta o fato de que sistemas algorítmicos são moldados por interesses econômicos e escolhas políticas, não por uma inevitabilidade técnica.

Por fim, a pressão de grupos de *lobby* internacionais e nacionais, incluindo visitas de parlamentares a *Washington* e a participação direta de representantes empresariais disfarçados de acadêmicos ou especialistas independentes, mostra como a construção da lei foi permeada por práticas de influência desproporcional do setor privado. O resultado foi a retirada de instrumentos centrais de participação social e supervisão regulatória, substituídos por mecanismos frágeis de “boas práticas” voluntárias.

Em síntese, a trajetória do PL 2338/2023 na CTIA ilustra o risco de uma regulação capturada, que prioriza a inovação sob a lógica do mercado, em detrimento da proteção de direitos fundamentais, da justiça social e da diversidade. Ao reduzir a regulação a um instrumento de competitividade internacional, negligenciam-se as dimensões éticas, sociais e raciais, perpetuando o contrato racial e o epistemicídio mencionados no início do texto. Para uma tese crítica, esse episódio é exemplar do modo como processos legislativos podem ser tensionados entre a defesa de direitos e a força dos interesses econômicos globais.

Para além disso, a Estratégia Brasileira de Inteligência Artificial, instituída pela Portaria MCTI nº 4.617/2021, busca orientar as ações do governo e da sociedade na promoção do desenvolvimento e uso responsável da IA. Essa estratégia destaca a importância da governança de algoritmos e da proteção dos direitos fundamentais dos cidadãos.

Uma ferramenta emergente no contexto regulatório é a Avaliação de Impacto Algorítmico (AIA). A AIA é recomendada por acadêmicos e formuladores de políticas públicas para estimular a reflexão sobre as consequências sociais e éticas dos sistemas algorítmicos. Seu objetivo é promover uma aplicação segura e responsável da IA, avaliando previamente os riscos aos direitos humanos e viabilizando a prestação de contas por parte dos agentes responsáveis pelo desenvolvimento e implementação desses sistemas.

Apesar dos avanços, a regulação do uso de algoritmos na avaliação de crédito enfrenta desafios significativos. A complexidade técnica dos sistemas de IA e a rápida evolução tecnológica dificultam a criação de normativas que acompanhem as inovações sem restringir o desenvolvimento. Além disso, é crucial assegurar que as regulamentações não apenas promovam a transparência, mas também previnam a perpetuação de vieses discriminatórios, garantindo a equidade no acesso ao crédito.

A colaboração entre governos, setor privado, academia e sociedade civil é essencial para a construção de um arcabouço regulatório eficaz. Essa cooperação deve focar na proteção dos consumidores, na promoção da inovação responsável e na garantia de que os benefícios da IA sejam amplamente distribuídos, sem reforçar desigualdades existentes.

Machado (2018, p. 25) destaca que, embora os estudos sobre governança e regulação algorítmica tenham ganhado destaque a partir de 2013, eles se conectam a tradições teóricas anteriores presentes nos estudos de regulação e governança. As abordagens mais comuns identificadas pelo autor incluem a foucaultiana, a regulatória e a teoria do ator-rede. Essa diversidade teórica reflete a complexidade do fenômeno algorítmico e suas implicações na sociedade contemporânea.

Um ponto relevante levantado pelo autor é a presença predominante de artigos teóricos no campo, possivelmente devido à novidade do tema. Essa característica indica a necessidade de mais pesquisas empíricas que possam validar ou refutar as hipóteses levantadas pelas abordagens teóricas.

Ao contextualizar a crescente presença de algoritmos na vida cotidiana, Machado (2018) menciona que, desde uma simples busca na internet até transações financeiras, os sistemas digitais e automatizados desempenham um papel cada vez mais central. Essa onipresença dos algoritmos levanta questões sobre sua compreensão pelo público leigo e os mitos que os cercam, sendo frequentemente vistos como poderosos e misteriosos.

A originalidade da obra reside em seu esforço de mapear e organizar a produção acadêmica recente sobre governança e regulação algorítmica, servindo como ponto de partida para pesquisadores interessados no tema. Ao trazer à tona as principais discussões e tradições teóricas, Machado (2018) contribui para a compreensão dos desafios e oportunidades associados à regulação de sistemas algorítmicos na sociedade contemporânea.

Silva e Souza (2019), abordam a crescente influência dos algoritmos em diversos aspectos da sociedade contemporânea e discute a necessidade de sua regulação para mitigar impactos negativos. Eles destacam que os algoritmos, embora sejam ferramentas técnicas, carregam em sua concepção e implementação valores e decisões humanas que podem resultar em vieses e discriminações.

Os autores argumentam que, sem uma supervisão adequada, os algoritmos podem perpetuar desigualdades sociais, econômicas e políticas, afetando negativamente grupos historicamente marginalizados. A regulação, portanto, é vista como um mecanismo essencial para garantir que o uso de algoritmos esteja alinhado com princípios éticos e de justiça social.

Os autores propõem abordagens específicas para a regulação eficaz dos algoritmos:

1. **Transparência e Prestação de Contas:** defendem que os desenvolvedores e operadores de algoritmos devem fornecer informações claras sobre o funcionamento, objetivos e possíveis impactos de seus sistemas. Essa transparência permitiria que usuários e reguladores compreendessem e avaliassem os processos decisórios automatizados.
2. **Auditorias e Monitoramento Contínuo:** sugerem a implementação de auditorias regulares e independentes para identificar e corrigir vieses e discriminações

nos algoritmos. O monitoramento contínuo asseguraria que os sistemas permanecessem alinhados com padrões éticos e legais ao longo do tempo.

3. Participação Pública e Inclusão: enfatizam a importância de envolver a sociedade civil, especialmente grupos afetados negativamente por decisões algorítmicas, no processo de criação e implementação de políticas regulatórias. Essa participação garantiria que múltiplas perspectivas fossem consideradas, promovendo uma regulação mais equitativa.

Silva e Souza (2019) reconhecem os desafios inerentes à regulação de algoritmos, incluindo a rápida evolução tecnológica, a complexidade técnica dos sistemas e a resistência de empresas que desenvolvem e utilizam essas tecnologias. Eles ressaltam a necessidade de um equilíbrio entre a inovação tecnológica e a proteção dos direitos fundamentais, sugerindo que a regulação deve ser adaptável e baseada em princípios sólidos que possam orientar diferentes casos e contextos.

A regulação do uso de algoritmos na avaliação de crédito é um tema de crescente importância no cenário nacional e internacional. Iniciativas legislativas e normativas têm buscado equilibrar a promoção da inovação tecnológica com a proteção dos direitos dos consumidores. A implementação de avaliações de impacto algorítmico e a adoção de princípios éticos são passos fundamentais para assegurar que a inteligência artificial contribua positivamente para o setor financeiro, promovendo transparência, equidade e responsabilidade.

Considerações Finais

O avanço das tecnologias digitais e a crescente utilização de algoritmos em diversas esferas da sociedade têm levantado preocupações significativas quanto à reprodução e amplificação de desigualdades sociais existentes. Particularmente, o racismo algorítmico emerge como um fenômeno que perpetua discriminações históricas contra populações negras, afetando diretamente empreendedores negros no acesso a oportunidades econômicas e financeiras. Esta tese buscou analisar criticamente o impacto do racismo algorítmico sobre empreendimentos negros, explorando dados empíricos, contribuições teóricas e propondo medidas regulatórias para mitigar tais desigualdades.

A presente tese buscou investigar os efeitos do racismo algorítmico sobre os empreendimentos negros no Brasil, com ênfase nas dificuldades de acesso ao crédito. A análise empreendida ao longo dos capítulos evidenciou que a automação de decisões financeiras, longe de representar apenas neutralidade técnica, reproduz e aprofunda desigualdades raciais historicamente construídas. Ao articular dimensões históricas, sociais, econômicas e tecnológicas, este estudo mostrou como o racismo estrutural assume novas roupagens na era digital, impactando de modo específico e recorrente os empreendedores negros.

No primeiro capítulo, ao resgatar o histórico do racismo no Brasil, identificou-se que as desigualdades contemporâneas não podem ser compreendidas sem considerar o legado da escravidão, das políticas de embranquecimento, do mito da democracia racial e da ausência de políticas reparatórias efetivas. Esse percurso histórico revela que a marginalização da população negra é constitutiva da sociedade brasileira e que o racismo estrutural se manifesta em todas as dimensões: política, econômica, jurídica, cultural e tecnológica. Nesse sentido, compreendeu-se que o racismo algorítmico não é um fenômeno isolado, mas a atualização de uma lógica discriminatória que se reinventa em contextos distintos.

No segundo capítulo, a tese evidenciou a diversidade, a resiliência e a relevância dos empreendimentos negros no Brasil. Foram descritas suas diferentes tipologias, setores de atuação, e principalmente, os desafios enfrentados em um ambiente econômico marcado por assimetrias de oportunidades. Dados estatísticos demonstraram que, embora os empreendedores negros representem uma parcela significativa do empreendedorismo nacional, permanecem concentrados em atividades de baixa capitalização, enfrentando maiores taxas de informalidade, menor rendimento médio e barreiras institucionais persistentes. A emergência de conceitos como afroempreendedorismo evidencia a busca de estratégias próprias, ancoradas em identidades culturais, redes de solidariedade e práticas coletivas de resistência, frente a um sistema que insiste em reproduzir exclusões.

No terceiro capítulo, discutiu-se a relação entre crédito, algoritmos e discriminação. Ao analisar os sistemas automatizados de avaliação de risco e concessão de crédito, a pesquisa demonstrou que a coleta e o tratamento de dados históricos, permeados por vieses sociais e raciais, resultam na reprodução de padrões de exclusão. O racismo algorítmico manifesta-se, assim, quando indivíduos e grupos já desfavorecidos por desigualdades estruturais encontram-se submetidos a modelos matemáticos que, sob a aparência de objetividade, legitimam práticas discriminatórias. Essa dinâmica atinge de forma particular os empreendedores negros, que se veem diante de maiores taxas de juros, menores limites de crédito e maior dificuldade de aprovação em linhas de financiamento.

Além disso, observou-se que as propostas regulatórias em curso, como o PL 2338/2023, ainda enfrentam lacunas importantes. O debate político e institucional tem frequentemente enfatizado a ampliação de bases de dados e a promessa de maior representatividade como soluções, sem problematizar suficientemente os processos de coleta, curadoria e governança desses dados. Tal postura reforça um paradigma extrativo e tecnocrático que, em vez de corrigir desigualdades, pode ampliá-las, sobretudo quando a opacidade dos algoritmos impede o controle social e institucional.

Diante desse panorama, a tese alcançou seu objetivo geral: investigar como o racismo algorítmico afeta os empreendimentos negros no Brasil no acesso ao crédito. Demonstrou-se que esses sistemas reproduzem e intensificam desigualdades raciais, reafirmando o racismo estrutural em sua versão contemporânea. Os objetivos específicos também foram atendidos, ao discutir o racismo algorítmico como racismo estrutural; identificar e categorizar empreendimentos negros; analisar os desafios históricos e contemporâneos no acesso ao crédito; e apresentar estratégias políticas e regulatórias para o enfrentamento da discriminação algorítmica.

As principais contribuições deste estudo estão em três níveis. No nível acadêmico, a tese dialoga com autores como Safiya Noble, Ruha Benjamin, Virginia Eubanks e Tarcízio Silva, oferecendo uma sistematização crítica que articula literatura internacional e realidade brasileira. No nível socioeconômico, a pesquisa traz evidências estatísticas e análises que demonstram a persistência das barreiras de crédito para empreendedores negros, mesmo diante de avanços na digitalização financeira. No nível político e institucional, a tese apresenta subsídios para a formulação de políticas públicas e estratégias regulatórias que incorporem transparência, auditabilidade e justiça social na governança algorítmica.

Contudo, é preciso reconhecer as limitações. A carência de dados públicos e detalhados sobre a relação entre algoritmos de crédito e variáveis raciais representa um desafio para a pesquisa empírica no Brasil. Essa lacuna não é apenas acadêmica, mas revela a ausência de mecanismos institucionais de monitoramento e regulação. Além disso, a predominância de estudos internacionais ainda exige maior produção científica nacional que contemple a especificidade do racismo algorítmico em nosso contexto.

Apesar dessas limitações, a tese se apresenta como contribuição original e relevante. Ao colocar em diálogo raça, finanças e tecnologia, ela evidencia que democratizar o crédito para empreendedores negros exige enfrentar não apenas barreiras econômicas tradicionais, mas também os novos mecanismos de exclusão embutidos nos sistemas digitais.

Conclui-se que o combate ao racismo algorítmico é condição fundamental para construir um modelo de desenvolvimento econômico plural e inclusivo. Isso implica, de um lado, regulamentar e auditar algoritmos, garantindo sua transparência e responsabilização; de outro, fortalecer políticas públicas de inclusão financeira, apoio a empreendimentos negros e construção de modelos de dados mais justos. Apenas assim será possível transformar a promessa tecnológica em instrumento de justiça racial e democratização do crédito no Brasil.

Em síntese, a presente tese cumpriu sua finalidade: iluminou os impactos do racismo algorítmico sobre os empreendimentos negros e apresentou caminhos para enfrentá-lo. A conexão entre o problema de pesquisa — como os algoritmos de crédito afetam negativamente empreendimentos negros — e os objetivos estabelecidos revela que não basta reconhecer as desigualdades; é necessário intervir ativamente para superá-las. Assim, a pesquisa se encerra

com uma dupla mensagem: acadêmica, ao ampliar os horizontes teóricos sobre racismo estrutural e tecnologia; e social, ao reafirmar que combater o racismo algorítmico é um passo essencial para a construção de uma sociedade mais justa, democrática e inclusiva.

O racismo algorítmico representa um desafio contemporâneo que requer atenção urgente de pesquisadores, formuladores de políticas e sociedade civil. Para garantir a equidade e justiça social, é imperativo que sejam adotadas medidas regulatórias robustas que assegurem a transparência e responsabilidade no uso de algoritmos, especialmente em áreas que afetam diretamente a vida de populações historicamente marginalizadas. Somente por meio de uma abordagem crítica e inclusiva será possível mitigar os impactos negativos do racismo algorítmico sobre empreendimentos negros e promover uma sociedade mais justa e igualitária.

Referências

- AFROBUSINESS BRASIL. (2025). **AfroBusiness Brasil: Empoderamento econômico da população negra**. Disponível em: <https://www.afrobusiness.org.br> Acesso em maio de 2025.
- ALBANESI, Stefania e VAMOSSY, Domonkos F. (2019). **Predicting Consumer Default: A Deep Learning Approach**. NBER Working Paper No. 26165 Disponível em: https://www.nber.org/system/files/working_papers/w26165/w26165.pdf. Acesso em 10/09/2025
- ALMA PRETA. **Pesquisa: 51% dos empreendedores negros já sofreram discriminação racial**. São Paulo, 2024. Disponível em: <https://almapreta.com.br/sessao/cotidiano/pesquisa-51-dos-empreendedores-negros-ja-sofreram-discriminacao-racial/>. Acesso em: 02 mar. 2025.
- ALMEIDA, S. (2019). **Racismo estrutural**. São Paulo: Polén Livros, p. 20-25.
- AMARTINE, D. N de; QUEIROZ, M. V. L **Discutindo o afroempreendedorismo: reflexões sobre o conceito a partir dos casos brasileiro e colombiano**. <https://doi.org/10.1590/2317-6172202220>. Rev. direito GV 18 (2) • 2022.
- ANDERSON, R. (2007). **The Credit Scoring Toolkit: Theory and Practice for Retail Credit Risk Management and Decision Automation**. Oxford University Press. ISBN: 978-0199226405
- ARAUJO, Jonatan Barbosa de. **IA como ferramenta para auxílio na oferta e tomada de crédito**. *International Seven Journal of Multidisciplinary*, São José dos Pinhais, v. 3, n. 4, p. 1369–1380, Jul./Ago. 2024. DOI: 10.56238/isevmjv3n4-022.
- ARCIPRETE, Ana P. R. et al. **O desenvolvimento de estudos sobre o empreendedorismo negro e afroempreendedorismo no Brasil**. *Research, Society and Development*, 2025. Disponível em: <https://rsdjournal.org/rsd/article/download/48599/38237/499411>. Acesso em: 2 out. 2025.
- ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE STARTUPS (ABStartups). (2021). **Mapeamento do Ecossistema Brasileiro de Startups**. São Paulo: ABStartups. Disponível em: https://abstartups.com.br/wp-content/uploads/2023/09/Mapeamento-do-Ecossistema-Brasil-2021_Abstartups.pdf Acesso em fevereiro de 2023.
- AYRES, Ian, & SIEGELMAN, Peter. (1995). **Race and Gender Discrimination in Bargaining for a New Car**. *American Economic Review*, 85(3), 304–321. Disponível em: <https://www.jstor.org/stable/2118176> Acesso em julho de 2023.
- BACHMANN, D. L., & DESTEFANI, J. H. (2008). **Metodologia para estimar o grau de inovação nas micro e pequenas empresas: cultura do empreendedorismo e inovação**. Curitiba: Bachmann & Associados. Disponível em: <http://www.bachmann.com.br/website/documents/ArtigoGraudeInovacaonasMPE.pdf> Acesso em: março de 2024.

BANCO CENTRAL DO BRASIL; SEBRAE. (2016). **Indicadores de Crédito das Micro e Pequenas Empresas no Brasil**. Brasília. Disponível em: <https://bibliotecas.sebrae.com.br>. Acesso em 30/11/2024.

BANCO NACIONAL DE DESENVOLVIMENTO ECONÔMICO E SOCIAL (BNDES). **Empoderamento negro para transformação da economia**. Rio de Janeiro: BNDES, 2023. 52 páginas. Disponível em: https://web.bndes.gov.br/bib/jspui/bitstream/1408/23765/3/PRSem_216004_Empoderamento_PDF-A_rev2024.pdf. Acesso em: 01 mar. 2025.

BARTLETT, R.; MORSE, A.; STANTON, R.; WALLACE, N. **Consumer-Lending Discrimination in the FinTech Era**. NBER Working Paper No. 25943, Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research, Jun. 2019. Disponível em: <https://www.nber.org/papers/w25943.pdf>. Acesso em: 25/04/2024

BASTOS, C. L.; KELLER, V. **Aprendendo a aprender**. Petrópolis: Vozes, 1995.

BENJAMIN, Ruha (org.). **Captivating Technology: Race, Carceral Technoscience, and Liberatory Imagination in Everyday Life**. Durham: Duke University Press, 2019.

BENJAMIN, Ruha. **Race After Technology: Abolitionist Tools for the New Jim Code**. Cambridge: Polity Press, 2019. ISBN 978-1509526390.

BIZ LIBRETEXTS. **Overview of Entrepreneurship**. 2021. Disponível em: https://biz.libretexts.org/Bookshelves/Business/Advanced_Business/The_Sustainable_Business_Case_Book/05%3A_Entrepreneurship_Innovation_and_Sustainable_Business/5.01%3A_Overview_of_Entrepreneurship. Acesso em: 1 out. 2025.

BOA VISTA SCPC. (2022). **Crédito negado: 91% dos consumidores já tiveram, diz Boa Vista**. Disponível em: https://www.boavistaservicos.com.br/blog/destaque/credito-negado-consumidores-boa-vista/?utm_source=chatgpt.com Acesso em março de 2025.

BORGESJUS, Frederik J. Zuiderveen. **Strengthening legal protection against discrimination by algorithms and artificial intelligence**. *The International Journal of Human Rights*, v. 24, n. 10, p. 1–22, mar. 2020. DOI:10.1080/13642987.2020.1743976 Disponível em: <https://repository.ubn.ru.nl/bitstream/handle/2066/226678/1/226678.pdf> Acesso em maio de 2025.

BRASIL. **Constituição da República Federativa do Brasil**, promulgada em 5 de outubro de 1988. Brasília, DF: Senado Federal, ed. administrativa atualizada com Emendas até nº 129/2023, 452 p. ISBN 978-65-5676-361-3 (PDF).

BRASIL. **Lei Complementar nº 128, de 19 de dezembro de 2008**. Altera a Lei Complementar nº 123, de 14 de dezembro de 2006, para instituir o Microempreendedor Individual (MEI). Publicada no DOU de 22 de dezembro de 2008. Disponível em: http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/lcp/lcp128.htm. Acesso em: 12 jun. 2024.

BRASIL. **Lei nº 12.288, de 20 de julho de 2010**. Institui o Estatuto da Igualdade Racial. Diário Oficial da União, Brasília, 21 jul. 2010. Disponível em:

https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2007-2010/2010/lei/l12288.htm. Acesso em: 12 jun. 2024.

BRASIL. **Lei nº 7.716, de 5 de janeiro de 1989**. Define os crimes resultantes de preconceito de raça ou de cor. Diário Oficial da União, Brasília, DF, 6 jan. 1989. Disponível em: https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/l7716.htm. Acesso em: 12 jun. 2024.

BRASIL. **Portal do Empreendedor**. Como iniciar um negócio. Disponível em: <https://www.gov.br/empresas-e-negocios/pt-br/empreendedor/como-iniciar-um-negocio>. Acesso em: maio de 2023.

BRASIL. **Programa Acredita no Primeiro Passo**. Regulamentado pela Portaria nº 1.081, de 5 mai. 2025. Brasília: Ministério do Desenvolvimento e Assistência Social, 2025. Disponível em: <https://www.gov.br>. Acesso em: 06 mar. 2025.

BRASIL. Senado Federal. **Senado aprova regulamentação da inteligência artificial; texto vai à Câmara**. 10 dez. 2024. Disponível em: <https://www12.senado.leg.br/noticias/materias/2024/12/10/senado-aprova-regulamentacao-da-inteligencia-artificial-texto-vai-a-camara>. Acesso em: 15 de julho de 2024.

BRASIL. Senado Notícias. **Projeto cria Política Nacional de Apoio ao Afroempreendedorismo**. Agência Senado, Brasília, 20 jul. 2020. Disponível em: <https://www12.senado.leg.br/noticias/materias/2020/07/20/projeto-cria-politica-nacional-de-apoio-ao-afroempreendedorismo>. Acesso em: julho de 2024

BREIMAN, Leo. Random Forests. **Machine Learning**, v. 45, n. 1, p. 5–32, out. 2001. DOI: 10.1023/A:1010933404324. Disponível em: <https://link.springer.com/article/10.1023/A%3A1010933404324> Acesso em 08 de agosto de 2024.

BROUSSARD, Meredith. **Artificial Unintelligence: How Computers Misunderstand the World**. Cambridge, MA: MIT Press, 2018. ISBN 978-0262537018.

BRUNO, F.; CARDOSO, B.; KANASHIRO, M.; GUILHON, L.; MELGAÇO, L. (Orgs.). **Tecnopolíticas da Vigilância: Perspectivas da Margem**. São Paulo: Boitempo, 2018 (1ª ed. nov. 2018, reimp. nov. 2019, jun. 2021). ISBN 978-85-7559-662-3. Disponível em: https://medialabufri.net/wp-content/uploads/2020/10/Tecnopoliticas-da-vigilancia_mio_lo_download.pdf. Acesso em 14 de julho de 2024.

BUOLAMWINI, J.; GEBRU, T. **Gender Shades: Intersectional Accuracy Disparities in Commercial Gender Classification**. *Proceedings of the 1st Conference on Fairness, Accountability and Transparency*, v. 81, p. 77–91, 2018. Disponível em: <https://proceedings.mlr.press/v81/buolamwini18a.pdf>. Acesso em: 12 jun. 2025.

BYGRAVE, W. D.; ZACHARAKIS, A. **Entrepreneurship**. Wiley, 2010. Aproximadamente 632 p.

CAMPOS, Luiz Augusto. **Políticas Públicas de Igualdade Racial: trajetórias e mudança institucional no governo federal de 2000 a 2014**. Texto para Discussão Ipea, n. 2662, junho 2021. Brasília: Ipea. Disponível em [BPS_31_Igualdade_racial.pdf](#). Acesso em 12 de junho de 2025.

CAPITAL ONE. **Do Other Countries Have Credit Scores?**. 2 mar. 2023. Disponível em: <https://www.capitalone.com/learn-grow/money-management/do-other-countries-have-credit-scores/>. Acesso em: 13 jun. 2024.

CARNEIRO, Aparecida Sueli. **A construção do outro como não-ser como fundamento do ser**. 2005. Tese (Doutorado em Filosofia da Educação) – Universidade de São Paulo, São Paulo, 2005. Disponível em: <https://repositorio.usp.br/item/001465832>. Acesso em: 13 jun. 2024.

CARNEIRO, Sueli. **Racismo, sexismo e desigualdade no Brasil**. São Paulo: Selo Negro Edições, 2011. 192 p. ISBN 978-8587478467.

CHASE BANK. **Do other countries have credit scores?** Disponível em: <https://www.chase.com/personal/credit-cards/education/credit-score/do-other-countries-have-credit-scores>. Acesso em: 13 jun. 2024.

CHUN, Wendy Hui Kyong. (2021). **Discriminating Data: Correlation, Neighborhoods, and the New Politics of Recognition**. Cambridge, MA: The MIT Press. ISBN 978-0-262-04622-0.

COELHO, Felipe Fernandes; AMORIM, Daniel Penido de Lima; CAMARGOS, Marcos Antônio de. **Analisando métodos de machine learning e avaliação do risco de crédito**. Revista Gestão & Tecnologia, Pedro Leopoldo, v. 21, n. 1, p. 89–116, jan.–mar. 2021. DOI:10.20397/2177-6652/2021.v21i1.2089.

COLLINS, Patricia Hill; BILGE, Sirma. **Intersectionality**. 2. ed. Cambridge, UK: Polity Press, 2020. ISBN 978-1509539680.

CORMEN, Thomas H., LEISERSON, Charles E., RIVEST, Ronald L., & STEIN, Clifford. (2009). **Introduction to Algorithms** (3ª ed.). Cambridge, MA: The MIT Press. ISBN 978-0-262-03384-8.

CORMEN, Thomas H.; LEISERSON, Charles E.; RIVEST, Ronald L.; STEIN, Clifford. **Algoritmos: teoria e prática**. 3. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2012, p. 22.

CORRALES, Beatriz Rossi. **Algoritmos sociais inclusivos: o caso da Conta Black. 2020**. 122 f. Dissertação (Mestrado em Administração Pública e Governo) — Escola de Administração de Empresas de São Paulo, Fundação Getúlio Vargas, São Paulo, 27 mar. 2020. Disponível em: <https://repositorio.fgv.br/server/api/core/bitstreams/742c8597-df3e-4749-922c-e2c087c5a53f/content>. Acesso em: maio de 2024.

CRAWFORD, Kate. **Atlas of AI: Power, Politics, and the Planetary Costs of Artificial Intelligence**. New Haven: Yale University Press, 2021. 336 p. ISBN 978-0-30020-957-0. Disponível em PDF: <file:///C:/Users/80140629/Downloads/623-Article%20Text-2065-1-10-20230702.pdf> Acesso em fevereiro de 2025.

DAGNINO, Renato. (2007). **Ciência e tecnologia no Brasil: O processo decisório e a comunidade de pesquisa**. Campinas: Editora da Unicamp. ISBN 978-85-268-0750-1. Disponível em: <https://editoraunicamp.com.br/catalogo/?id=1708>. Acesso em: março de 2023.

DEMAJO, L. M.; VELLA, V.; DINGLI, A. **Explainable AI for Interpretable Credit Scoring**. *arXiv preprint arXiv:2012.03749*, 2020. Disponível em: <https://arxiv.org/abs/2012.03749>. Acesso em junho de 2025.

DINIZ, Clélio Campolina, & Crocco, Marco. (2003). **A nova configuração regional brasileira e sua geografia econômica**. Estudos Econômicos, 33(3), 665–700. Disponível em: <https://revistas.usp.br/ee/article/view/35803> Acesso em: março de 2023.

DOLABELA, Fernando. **O segredo de Luísa**. São Paulo: Cultura Editores, 1999

DOMINGUES, Petrônio. **A nova abolição: raça, política e democracia no Brasil**. São Paulo: Selo Negro, 2008. 184 p.

DORNELAS, José Carlos Assis. **Empreendedorismo: Transformando ideias em negócios**. 3. ed. rev. e atual. Rio de Janeiro: Elsevier, 2008. 288 p. ISBN 978-85-66103-07-6.

DORNELAS, José Carlos Assis. **Empreendedorismo: transformando ideias em negócios**. 4. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2014.

DORNELAS, José Carlos Assis. **Plano de Negócios: Seu Guia Definitivo**. Rio de Janeiro: Elsevier (Campus), 2011. 144 p. ISBN 978-85-352-3930-0.

DRUCKER, Peter F. **Innovation and Entrepreneurship: Practice and Principles**. New York: Harper & Row, 1985. xix, 277 p. ISBN 0060154284.

ETHOS, Instituto Banco Interamericano de Desenvolvimento; Instituto Ethos de Empresas e Responsabilidade Social. **Perfil Social, Racial e de Gênero das 500 Maiores Empresas do Brasil e suas Ações Afirmativas**. São Paulo: Instituto Ethos; BID, 2016. Disponível em: <https://doi.org/10.18235/0006530>. Acesso em: maio de 2024.

EUBANKS, Virginia. **Automating Inequality: How High-Tech Tools Profile, Police, and Punish the Poor**. New York: St. Martin's Press, 2018.

FAIRLIE, R. W., ROBB, A., & ROBINSON, D. T. (2020). **Black and White: Access to Capital Among Minority-Owned Startups**. National Bureau of Economic Research (NBER), Working Paper No. 28154. Disponível em: <https://www.nber.org/papers/w28154> Acesso em: fevereiro de 2023.

FEDERAL RESERVE BANKS. (2021). **Small Business Credit Survey: 2021 Report on Employer Firms**. Disponível em: <https://www.fedsmbbusiness.org/reports/survey/2021/2021-report-on-employer-firms> Acesso em maio de 2024.

FIENBERG, S. E.; KADANE, J. B. **Proxy Variables and Measurement Error: Perspectives from Statistics**. *Sociological Methodology*, v. 12, p. 91-112, 1981

FILION, Louis Jacques. **Visão de futuro do empreendedor: estudo de caso e validação empírica**. *Revista de Administração*, São Paulo, v. 34, n. 4, p. 5-15, 1999.

FILION, Louis Jacques. **Visão e relações: elementos para um metamodelo empreendedor**. *RAE – Revista de Administração de Empresas*, São Paulo, v. 33, n. 6, p. 50–61, nov./dez. 1993.

FINSIDERS BRASIL. (2024). **Regulação da IA: saiba o que está em jogo para o setor financeiro**. Disponível em: <https://finsidersbrasil.com.br/ia/regulacao-da-ia-saiba-o-que-esta-em-jogo-para-o-setor-financeiro/>. Acesso em: 06 mar. 2025.

FONSECA, J. J. S. **Metodologia da pesquisa científica**. Fortaleza: UEC, 2002. Apostila

FREYRE, G. (1933). *Casa-Grande & Senzala*. São Paulo: Global Editora.

FUNDAÇÃO GETÚLIO VARGAS (FGV) (2020). **Empreendedorismo e Raça: relatório do projeto “Raça & Mercado”**. São Paulo: FGV EAESP, 2020. Disponível em: <https://periodicos.fgv.br/rgnn/article/download/80865/77203/171145>. Acesso em: 01 mar. 2025.

FUNDAÇÃO GETÚLIO VARGAS (FGV) (2020). **Raça e Mercado**. Disponível em: https://eaesp.fgv.br/sites/eaesp.fgv.br/files/u515/2020_12-04_retrospectiva_raca_e_mercado.pdf. Acesso 01 março de 2024

FUNDAÇÃO GETÚLIO VARGAS (FGV). (2022). **Empreendedorismo negro e acesso ao crédito no Brasil**. Disponível em: <https://www.fgv.br>

FUNDAÇÃO TIDE SETUBAL. (2021). **Mapeamento de ações de combate ao racismo e promoção da igualdade pela gestão pública brasileira**. São Paulo: Fundação Tide Setubal. Disponível em: <https://static.poder360.com.br/2024/12/Digital-MAPEAMENTO-DE-ACOES-DE-COMBATE-AO-RACISMO-E-PROMOCAO-DA-IGUALDADE-PELA-GESTAO-PUBLICA-.pdf> Acesso em maio de 2023.

GANDY, Oscar H. **The Panoptic Sort: A Political Economy of Personal Information**. Boulder, CO: Westview Press, 1993.

GARTNER, W. B. **Who is an Entrepreneur? Is the Wrong Question**. *American Journal of Small Business*, v. 12, n. 4, p. 11-32, 1988.

GEM Brasil 2021 – **Relatório Nacional**. Disponível em: <https://www.gemconsortium.org/report/50681> Acesso em abril de 2023.

GENYO. **Quantos brasileiros na informalidade em 2025?** Motivos CLT. Genyo, 20 jan. 2025. Disponível em: <https://genyo.com.br/informalidade/>. Acesso em: 25 jun. 2025.

GIL, A. C. **Como elaborar projetos de pesquisa**. São Paulo, SP: Atlas, 2002

GILLESPIE, Tarleton. (2014). **The Relevance of Algorithms**. In T. Gillespie, P. J. Boczkowski, & K. A. Foot (Eds.), *Media Technologies: Essays on Communication, Materiality, and Society* (pp. 167–194). Cambridge, MA: The MIT Press. DOI: [10.7551/mitpress/9780262525374.003.0009researchgate.net+7](https://doi.org/10.7551/mitpress/9780262525374.003.0009researchgate.net+7)

GONÇALVES, Ana Maria. **Um Defeito de Cor**. Rio de Janeiro: Record, 2006.

GONÇALVES, E. B.; GOUVÊA, M. A.; MANTOVANI, D. M. N. **Análise de risco de crédito com o uso de regressão logística**. *Revista Contemporânea de Contabilidade*, v. 10, n. 20, p. 139–160, 2013. Disponível em: <https://doi.org/10.5007/2175-8069.2013v10n20p139>. Acesso em 7 de maio de 2024.

GOODFELLOW, I., BENGIO, Y., & COURVILLE, A. (2016). **Deep Learning**. MIT Press. Disponível em: <https://www.scirp.org/reference/referencespapers?referenceid=2791883>

GOOGLE FOR STARTUPS. (2021). **Black Founders Fund: Expectativas para 2021**. Disponível em: https://startup.google.com/intl/pt-BR_ALL/alumni/stories/black-founders-fund-expectativas-2021/ Acesso em fevereiro de 2023.

GORMAN, Jennifer. **Do other countries have credit scores?** Bankrate, 16 dez. 2024. Disponível em: <https://www.bankrate.com/personal-finance/do-other-countries-have-credit-scores/>. Acesso em: 11 jun. 2025.

GOVERNO FEDERAL. **Portal do Empreendedor**. Disponível em: <https://www.gov.br/empresas-e-negocios/pt-br/empreendedor>. Acesso em: 5 de junho 2024.

GUIA NEGRO. Afroempreendedores apontam acesso ao crédito como um dos principais gargalos, 2025. Disponível em <https://guianegro.com.br/afroempreendedores-apontam-acesso-ao-credito-como-um-dos-principais-gargalos-diz-pesquisa> Acesso em: 03/10/2025.

HISRICH, R. D.; PETERS, M. P.; SHEPHERD, D. A. *Entrepreneurship*. 8. ed. Boston: McGraw-Hill/Irwin, 2009.

HUGHES, Thomas P. *“The Evolution of Large Technological Systems.” In The Social Construction of Technological Systems: New Directions in the Sociology and History of Technology*, edited by Wiebe E. Bijker, Trevor Pinch & Thomas P. Hughes, 45-76. Cambridge, MA: MIT Press, 1987.

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Síntese de Indicadores Sociais 2019: Uma análise das condições de vida da população brasileira**. Rio de Janeiro: IBGE, 2019. Disponível em: <https://biblioteca.ibge.gov.br/.../liv101678.pdf>. Acesso em: 5 jun. 2024.

IBM. **O que é Random Forest?** IBM Think, 2024. Disponível em: <https://www.ibm.com/br-pt/think/topics/random-forest>. Acesso em: maio de 2024.

INSTITUTO FEIRA PRETA. **Acesso a crédito segue como barreira para inclusão de grupos vulneráveis**. Relatório PretaHub 2022 (PDF): Disponível em

<https://pretahub.com/wp-content/uploads/2023/12/Relatorio-PretaHub-2022.pdf>. Acesso em: 06 mar. 2025.

INSTITUTO LOCOMOTIVA. **O crédito e a população negra no Brasil**. São Paulo: Instituto Locomotiva; em parceria com a Feira Preta, 2021. Disponível em: <https://www.institutolocomotiva.org> (acesso em: maio de 2024).

INVESTOPEDIA. **Is My Credit Score Useful Outside the U.S.?** Sarah Chandler, 15 abr. 2015 (atualizado em 18 abr. 2023). Disponível em: <https://www.investopedia.com/articles/personal-finance/041415/my-credit-score-useful-outside-us.asp>. Acesso em: junho de 2024.

IPEA (2021). Mercado de trabalho : conjuntura e análise / Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada; Ministério do Trabalho. – v.1, n.0, (mar.1996)-.- Brasília: Ipea: Ministério do Trabalho, 1996. Disponível em: https://portalantigo.ipea.gov.br/agencia/images/stories/PDFs/mercadodetrabalho/210415_bmt%2071_economia_solidaria_a4.pdf Acesso em 07/10/2025.

JESUS, Carolina Maria de. **Quarto de Despejo: Diário de uma Favelada**. Edição comemorativa (1960-2020). São Paulo: Ática, 2020. ISBN 978-85-08-19655-5.

LANGER, M.; BAUM, K.; HARTMANN, K.; HESSEL, S.; SPEITH, T.; WAHL, J. **Explainability Auditing for Intelligent Systems: A Rationale for Multi-Disciplinary Perspectives**. *arXiv preprint arXiv:2108.07711*, 2021. Disponível em: <https://arxiv.org/abs/2108.07711>. Acesso em junho de 2025.

LARA, Silvia Hunold. (1998). **Escravidão, cidadania e história do trabalho no Brasil**. *Projeto História*, 16, 25–38.

LEÃO Advogados Associados. (2015, 26 de março). **O “CREDIT SCORING” pode ser utilizado como sistema de avaliação de risco para efeitos de concessão de crédito?** Jusbrasil. Disponível em: <https://www.jusbrasil.com.br/artigos/o-credit-scoring-pode-ser-utilizado-como-sistema-de-avaliacao-de-risco-para-efeitos-de-concessao-de-credito/176769811> Acesso em março de 2025.

MACHADO, H. F. de S. **Algoritmos, regulação e governança: uma revisão de literatura**. *Revista de Direito Setorial e Regulatório*, Brasília, v. 4, n. 1, p. 39-62, maio 2018. Disponível em: <http://periodicos.unb.br/index.php/rdsr/article/view/19131>. Acesso em: julho de 2024.

MALHEIROS, José Eduardo. **Banco de dados e cadastro de consumidores: aspectos jurídicos e operacionais da correção de informações nos cadastros de proteção ao crédito**. 2008. 170 f. Dissertação (Mestrado em Direito) – Pontifícia Universidade Católica de São Paulo, São Paulo, 2008. Disponível em: <https://sapientia.pucsp.br/bitstream/handle/8055/1/Jose%20Eduardo%20Malheiros.pdf>. Acesso em: 25 jun. 2025.

MCCLELLAND, D. C. **The achieving society**. Princeton: D. Van Nostrand, 1961.

MELS DE ZEEUW. (2019). **Small Business Credit Survey: 2019 Report on Minority-Owned Firms**. Federal Reserve Bank of Atlanta. Disponível em: <https://www.fedsmallbusiness.org/survey/2019/report-on-minority-owned-firms> Acesso em: julho de 2023.

MENDES, Karina Dal Sasso; SILVEIRA, Renata Cristina de Campos Pereira; GALVÃO, Cristina Maria. **Revisão integrativa: método de pesquisa para a incorporação de evidências na saúde e na enfermagem**. Texto & contexto-enfermagem, v. 17, p. 758-764, 2008.

MINORITY BUSINESS DEVELOPMENT AGENCY (MBDA). (2021). **National Minority Enterprise Development Week 2021: Report on Seminars and Training Bootcamps**. U.S. Department of Commerce. Disponível em: <https://www.mbda.gov/2021-year-review> Acesso em: julho de 2023.

MITCHELL, T. M. **Machine Learning**. New York: McGraw-Hill, 1997

MONTEIRO, A. L. **Machine learning no processo de risco de crédito das instituições bancárias**. Dissertação de Mestrado, ISCTE-IUL, 2019. Disponível para download em PDF no repositório institucional do ISCTE-IUL: <https://repositorio.iscte-iul.pt/handle/10071/20293>. Acesso em maio de 2024.

MOURA, G. M. (2018). **Regressão logística aplicada a análise de risco de crédito**. Trabalho de Conclusão de Curso, Universidade Federal do Rio Grande. Disponível em: IMEF FURG. Disponível em: https://imef.furg.br/ensino/cursos-de-graduacao/matematica-aplicada/acervo-de-monografias-matematica-aplicada?utm_source=chatgpt.com. Acesso em: maio de 2024.

MUNANGA, K. (2004). **Rediscutindo a mestiçagem no Brasil: Identidade nacional versus identidade negra**. Belo Horizonte: Autêntica.

MUNANGA, Kabengele. **Rediscutindo a mestiçagem no Brasil: identidade nacional versus identidade negra**. Petrópolis: Vozes, 1999, p. 79

NASCIMENTO, A. do (1978). **O Genocídio do Negro Brasileiro**. Rio de Janeiro: Paz e Terra.

NASCIMENTO, B. (2013). **Quilombos Urbanos: Resistência Negra e Organização Comunitária**. São Paulo: Selo Negro

NASCIMENTO, P.; KOMATI, C.; ANDRADE, R. (2020). **Evolução da Análise de Crédito no Brasil: O Impacto da Inteligência Artificial na Concessão de Empréstimos**. Revista Brasileira de Economia Digital, 12(3), 45-68.

NERI, M. C.; CORSEUIL, C. H. L.; ULYSSEA, G. (2014). **Uma análise exploratória dos efeitos da política de formalização dos microempreendedores individuais**. Texto para Discussão nº 1939. Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA). Disponível em: https://www.ipea.gov.br/portal/images/stories/PDFs/TDs/td_1939.pdf Acesso em março de 2023.

NOBLE, S. U. **Algorithms of Oppression: How Search Engines Reinforce Racism**. New York: NYU Press, 2018.

OLIVEIRA, M. P. C. de; AZEVEDO, M. S.; ÁVILA, W. **Inteligência artificial aplicada à contabilidade: análise de tendências e possibilidades**. Revista Foco, v. 17, n. 6, p. 1–16, 2024. Disponível em: <https://www.researchgate.net/publication/381795921>. Acesso em: 05/02/2025.

OLIVEIRA, Rafael Paraguassu de. **Score de crédito e o algoritmo (inteligência artificial) utilizado pelas instituições financeiras: impacto, responsabilidades e discriminações**. *Cognitio Juris*, v. 13, n. 48, p. 499–517, jul. 2023. ISSN 2236-3009. Disponível em: <https://cognitiojuris.com.br/score-de-credito-e-o-algoritmo-inteligencia-artificial-utilizado-pelas-instituicoes-financeiras-impacto-responsabilidades-e-discriminacoes/>. Acesso em: 06 mar. 2025.

O'NEIL, Cathy. **Weapons of Math Destruction: How Big Data Increases Inequality and Threatens Democracy**. New York: Crown Publishing Group, 2016. ISBN 978-0-553-41881-1.

OPPORTUNITY FINANCE NETWORK (OFN). (2021). **Side by Side: Fiscal Year 2021 OFN Member Data Analysis – 24th Edition**. Disponível em: https://cdn.ofn.org/uploads/2023/01/05152611/Side-by-Side_FY2021.pdf Acesso em maio de 2024.

PASQUALE, F. **The black box society: the secret algorithms that control money and information**. Cambridge: Harvard University Press, 2015.

PEREIRA, N. S., & PACHECO, C. A. R. (2018). **Deep Learning: Conceitos e Utilização nas Diversas Áreas do Conhecimento**. Revista Ada Lovelace, 2, 34–49. Disponível em: https://anais.unievangelica.edu.br/index.php/adalovelace/article/view/4132?utm_source=chatgpt.com Acesso em: julho de 2024.

PETRY, G. C.; HUPFFER, H. M.; ENGELMANN, W. **Auditorias em Sistemas de Inteligência Artificial: Perspectivas do Direito à Proteção de Dados e do Segredo de Negócio**. Revista dos Tribunais, v. 1073, p. 167-193, mar. 2025. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/390095770_AUDITORIAS_EM_SISTEMAS_DE_INTELIGENCIA_ARTIFICIAL_PERSPECTIVAS_DO_DIREITO_A_PROTECAO_DE_DADOS_E_DO_SEGREDO_DE_NEGOCIO. Acesso em junho de 2025.

PRETAHUB; PLANO CDE; JPMorgan. **Empreendedorismo negro no Brasil**. 2019. Disponível em: https://pretahub.com/wp-content/uploads/2023/11/Pesquisa_Empreendedorismo_Negro_no_Brasil_-_PlanoCDE_JPMorgan_2019.pdf. Acesso em: 2 out. 2025.

PRODANOV, C. C.; FREITAS, E. C. **Metodologia do trabalho científico: métodos e técnicas da pesquisa e do trabalho acadêmico**. Novo Hamburgo, RS: Feevale, 2013.

RAJI, I. D.; SMART, A.; WHITE, R. N.; MITCHELL, M.; GEBRU, T.; HUTCHINSON, B.; SMITH-LOUD, J.; THERON, D.; BARNES, P. **Closing the AI Accountability Gap: Defining an End-to-End Framework for Internal Algorithmic Auditing**. *arXiv preprint*

arXiv:2001.00973, 2020. Disponível em: <https://arxiv.org/abs/2001.00973>. Acesso em maio de 2025.

RAMOS, F. de O., & MELLO, J. A. V. B. (2022). **Estudo bibliométrico sobre as mulheres em empreendimentos sociais**. *Métodos de Información*, 13(25), 34–46. <https://doi.org/10.5557/IIMEI13-N25-034046> Disponível em: <https://www.metodosdeinformacion.es/mei/index.php/mei/article/view/IIMEI13-N25-034046>. Acesso em: junho de 2024.

RICHMOND, Federal Reserve Bank of. (2019). **Community Development Financial Institutions (CDFIs) Survey: 2019 Report**. Federal Reserve Bank of Richmond. Disponível em: https://www.richmondfed.org/-/media/richmondfedorg/community_development/resource_centers/cdfi/pdf/cdfi_report_2019.pdf Acesso em março de 2023.

RITTA, C. de O., Gorla, M. C., & Hein, N. (2015). **Modelo de regressão logística para análise de risco de crédito em uma instituição de microcrédito produtivo orientado**. *Iberoamerican Journal of Industrial Engineering*, 7(13), 103–122. <https://doi.org/10.13084/2175-8018/ijie.v7n13p103-122>.

SAY, Jean-Baptiste. *Tratado de Economia Política*. São Paulo: Abril Cultural, 1983.

SCHIPPERS, Laurianne-Marie. **Algoritmos que discriminam: uma análise jurídica da discriminação no âmbito das decisões automatizadas e seus mitigadores**. 2018. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Direito) – Escola de Direito de São Paulo, Fundação Getúlio Vargas, São Paulo, 2018. Disponível em: <https://bibliotecadigital.fgv.br/dspace/handle/10438/24433> Acesso em abril de 2024.

SCHMITT, Marc. **Explainable Automated Machine Learning for Credit Decisions: Enhancing Human-AI Collaboration in Financial Engineering**. arXiv:2402.03806 [cs.LG; q-fin.RM], 6 fevereiro 2024. Disponível em: <https://arxiv.org/abs/2402.03806>. Acesso em: 11 jun. 2025

SCHUMPETER, J. A. **The Theory of Economic Development: An Inquiry into Profits, Capital, Credit, Interest, and the Business Cycle**. Cambridge, MA: Harvard University Press, 1934 (edição em inglês traduzida por Redvers Opie).

SCHUMPETER, Joseph A. **Teoria do Desenvolvimento Econômico: uma investigação sobre lucros, capital, crédito, juro e o ciclo econômico**. São Paulo: Nova Cultural, 1988.

SCHWARCZ, L. (1993). *O Espetáculo das Raças: Cientistas, Instituições e Questão Racial no Brasil, 1870-1930*. São Paulo: Companhia das Letras. Disponível em: https://www.academia.edu/39631172/O_Espetaculo_das_Racas_Cienti_Lilia_Moritz_Schwarcz_PDF Acesso em: maio de 2024.

SEBRAE; FUNDAÇÃO GETÚLIO VARGAS. **Empreendedorismo negro e acesso ao crédito no Brasil**. Brasília: Sebrae, jun. 2022. Disponível em: <https://agenciasebrae.com.br/economia-e-politica/queda-no-faturamento-e-dificuldade->

para-acessar-credito-tornam-o-empreendedorismo-negro-mais-dificil-no-brasil/. Maio de 2024.

SERASA EXPERIAN. **O que é Serasa Score e como funciona? Serasa Consumidor.** 2022. Disponível em: <https://www.serasa.com.br/score/blog/serasa-score-outros-tipos-de-pontuacao-de-credito/>. Acesso em: maio de 2024.

SEBRAE - Serviço Brasileiro de Apoio às Micro e Pequenas Empresas -. **O perfil do empreendedorismo por raça/cor e gênero no Brasil.** Disponível em: <https://sebrae.com.br/sites/PortalSebrae/artigos/o-perfil-do-empreendedorismo-por-racacor-e-genero-no-brasil%2Ceffabec394316810VgnVCM1000001b00320aRCRD>. Acesso em: 01 mar. 2025.

SEBRAE - Serviço Brasileiro de Apoio às Micro e Pequenas Empresas - (SEBRAE). **Conheça 8 tipos de empreendedorismo e veja qual é o seu!.** Disponível em: <https://sebrae.com.br/sites/PortalSebrae/conheca-8-tipos-de-empreendedorismo-e-veja-qual-e-o-seu>. Acesso em: 01 mar. 2025.

SEBRAE - Serviço Brasileiro de Apoio às Micro e Pequenas Empresas - (SEBRAE). (2022). **Queda no faturamento e dificuldade para acessar crédito tornam o empreendedorismo negro mais difícil no Brasil.** Disponível em: <https://agenciasebrae.com.br/economia-e-politica/queda-no-faturamento-e-dificuldade-para-acessar-credito-tornam-o-empreendedorismo-negro-mais-dificil-no-brasil/>.. Acesso em: 06 mar. 2025.

SEBRAE - Serviço Brasileiro de Apoio às Micro e Pequenas Empresas (SEBRAE). **Os desafios sempre presentes na vida das empreendedoras negras.** 15 fev. 2023. Disponível em: <link>. Acesso em: 01 mar. 2025.

SEBRAE - Serviço Brasileiro de Apoio às Micro e Pequenas Empresas (SEBRAE). **Empreendedorismo por raça-cor e gênero no Brasil: 2º trimestre de 2021.** Brasília: SEBRAE, 2021. Disponível em: https://sebrae.com.br/Sebrae/Portal%20Sebrae/Empreendedorismo%20Feminino/Empreendedorismo_por_ra%3%a7a-cor_e_g%3%aanero_no_Brasil__2021_.pdf. Acesso em: 05 jun. 2024.

SEBRAE - Serviço Brasileiro de Apoio às Micro e Pequenas Empresas (SEBRAE). **Impacto da pandemia nos pequenos negócios – Empreendedores negros são os mais afetados.** Brasília: SEBRAE, 2020. (Boletim Observatório das MPEs). Disponível em: [https://bibliotecas.sebrae.com.br/chronus/ARQUIVOS_CHRONUS/bds/bds.nsf/e8db248424b84c706957249ddf0a1200/\\$File/19673.pdf](https://bibliotecas.sebrae.com.br/chronus/ARQUIVOS_CHRONUS/bds/bds.nsf/e8db248424b84c706957249ddf0a1200/$File/19673.pdf). Acesso em: 05 jun. 2024.

SEBRAE - Serviço Brasileiro de Apoio às Micro e Pequenas Empresas (SEBRAE); FGV – Fundação Getúlio Vargas. **Perfil do empreendedor brasileiro: raça, gênero e informalidade.** Brasília: SEBRAE, 2021. Disponível em: https://sebrae.com.br/sites/PortalSebrae/estudos_pesquisas/boletim-observatorio-mpedetalhe59%2Ca7de8d63b1152710VgnVCM1000004c00210aRCRD. Acesso em: 05 jul. 2024.

SEBRAE - Serviço Brasileiro de Apoio às Micro e Pequenas Empresas (SEBRAE). **Indicadores de Crédito das Micro e Pequenas Empresas no Brasil**. Brasília: Sebrae, nov. 2016. Disponível em: https://bibliotecas.sebrae.com.br/chronus/ARQUIVOS_CHRONUS/bds/bds.nsf/8802739cb71935b808539137eadd09d7/%24File/7131.pdf. Acesso em: 11 jun. 2025.

SHANE, S.; VENKATARAMAN, S. **The Promise of Entrepreneurship as a Field of Research**. Academy of Management Review, v. 25, n. 1, p. 217–226, jan. 2000.

SHOPIFY. **Guia de programas de apoio para empreendedores negros no Brasil**. Shopify Brasil. Atualizado em 22 fev. 2025. Disponível em: <https://www.shopify.com/br/blog/apoio-empresarios-negros>. Acesso em: 06 mar. 2025.

SILVA, Celso Barreto da. **Um método de referência com aprendizado de máquina para análise de risco de crédito**. 2022. 133 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Universidade Salvador, Salvador, 2022. Disponível em: <https://tede.unifacs.br/bitstream/tede/895/2/CELSON%20BARRETO%20DA%20SILVA.pdf>. Acesso em: 25 jun. 2025.

SILVA, R. A. S. da; FÁVERO, P. B. **Análise de risco de crédito apoiada por inteligência artificial**. Dissertação (Mestrado em Engenharia da Informação) – Universidade Federal do ABC, 2016. Disponível em: https://bdtd.ibict.br/vufind/Record/UFBC_75162ad7deda3efea6008742a52ef16.

SILVA, T. A.; SOUZA, R. M. (2019) **Por que (e como) regular algoritmos?** Disponível em: <https://www.jota.info/tributos-e-empresas/regulacao/por-que-e-como-regular-algoritmos>. Acesso em: maio de 2021.

SILVA, T. C., & SOUZA, S. R. S. (2019). **Integração de aprendizado supervisionado e não supervisionado para análise de risco de crédito**. Expert Systems with Applications, 127, 33–43. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.02.033>.

SILVA, Tarcízio Roberto da. **Racismo Algorítmico e Regulação de Inteligência Artificial: O Contrato Racial na Produção do PL 2338/2023** / Tese de Doutorado. Universidade Federal do ABC, Programa de Pós-Graduação em Ciências Humanas e Sociais, 2025.

SILVA, Tarcízio. **Racismo Algorítmico: Inteligência Artificial e Discriminação nas Redes Digitais**. São Paulo: Edições Sesc São Paulo, 2022. ISBN 978-65-8611-170-5 (e-book).

SINGER, Paul. **Introdução à Economia Solidária** / Paul Singer – 1ª ed. – São Paulo: Editora Fundação Perseu Abramo, 2002. Disponível em: <https://fpabramo.org.br/wp-content/uploads/2018/04/Introducao-economia-solidaria-WEB-1.pdf>. Acesso em 06 de outubro de 2025.

SOUZA, Luís Manuel Mota Sousa *et al.* **Modelos de formulação da questão de investigação na prática baseada na evidência**. Revista Investigação em Enfermagem, n.

23, serie 2, p. 31-39, 2018. Disponível em:
https://www.sinaisvitalis.pt/images/stories/Rie/RIE23_s2.pdf. Acesso em: 15 set. 2025

SPC Brasil. (s.d.). **Score de Crédito e sua importância**. Disponível em:
<https://www.spcbrasil.org.br>

SPC BRASIL. **Conheça 9 dos principais tipos de empreendedorismo**. *Blog SPC Brasil*, 2024. Disponível em: <https://www.spcbrasil.org.br/blog/tipos-de-empreendedorismo>. Acesso em: maio de 2024.

SWEENEY, L. (2013). **Discrimination in Online Ad Delivery**. *Communications of the ACM*, 56(5), 44–54. Disponível em: <https://dl.acm.org/doi/10.1145/2447976.2447990> Acesso em: abril de 2022.

WINNER, Langdon. **Do Artifacts Have Politics?** *Daedalus*, v. 109, n. 1, p. 121–136, 1980.

WORLD BANK. (2020). **Artificial Intelligence in the Public Sector: Maximizing Opportunities, Managing Risks**. Washington, DC: World Bank. Disponível em: <https://documents1.worldbank.org/curated/en/809611616042736565/pdf/Artificial-Intelligence-in-the-Public-Sector-Maximizing-Opportunities-Managing-Risks.pdf> Acesso em maio de 2025.

WORLD BANK. **The Global Findex Database 2021: Financial Inclusion, Digital Payments, and Resilience in the Age of COVID-19**. Washington, D.C.: World Bank, 2021. Disponível em: <https://openknowledge.worldbank.org/handle/10986/35843>. Acesso em: 25 março. 2025

ZARSKY, Tal. (2016). **The Trouble with Algorithmic Decisions: An Analytic Road Map to Examine Efficiency and Fairness in Automated and Opaque Decision Making**. *Science, Technology, & Human Values*, 41(1), 118–132. Disponível em: <https://doi.org/10.1177/0162243915605575scirp.org+4> Acesso em: maio de 2023.

ZUBOFF, Shoshana. (2019). **The Age of Surveillance Capitalism: The Fight for a Human Future at the New Frontier of Power**. New York: PublicAffairs. ISBN 978-1-61039-569-4.