GV EXECUTIVO
VOLUME 25 • NÚMERO 4 • OUTUBRO/DEZEMBRO 2026 • CONEXÃO COM A PRÁTICA

PUBLICAÇÃO DA FUNDAÇÃO GETULIO VARGAS



Repensando a gestão com IA

FGV EAESP

FGV IN COMPANY

Fortaleça lideranças. Transforme a cultura. Sustente resultados.

Educação executiva para os desafios reais da sua equipe.

Em um cenário de mudanças constantes, formar líderes preparados é uma prioridade estratégica do RH. O FGV In Company desenvolve jornadas de aprendizagem 100% customizadas, alinhadas às metas da organização e aos desafios específicos das equipes. Metodologia estruturada, excelência acadêmica e aplicação prática para acelerar a transformação organizacional.

sob medida



Leve a melhor escola de negócios da América Latina para dentro da sua empresa.

SP (11) 3799 3862/3887 | RJ: (21) 3799 6553/6569
fgvincompany@fgv.br | educacao-executiva-in-company.fgv.br

Editorial

QUEM ESTÁ NO COMANDO DA INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL?

Pesquisa global da McKinsey revela que apenas 6% das organizações consultadas podem ser classificadas como de alto desempenho em inteligência artificial (IA)[1]. Segundo o levantamento, essas organizações se destacam pela maior propensão a redesenhar processos de trabalho, envolver a liderança, mensurar resultados e gerenciar os riscos associados à IA. Os achados suscitam questões que ganham importância à medida que a tecnologia participa de deliberações estratégicas e operacionais. Como assegurar que as decisões apoiadas por IA estejam alinhadas à estratégia das organizações? Como evitar que a confiança ou a desconfiança excessiva nos agentes de IA comprometa o trabalho das equipes? Como lidar com os riscos e as consequências do uso de IA?

Esta edição da *GV-executivo* reúne cinco artigos que exploram esses desafios. A partir de uma revisão sistemática da literatura, Rodrigo Rocha Gimenez mostra como recomendações algorítmicas podem entrar em conflito com objetivos estratégicos e aponta caminhos para identificar e mitigar esses desalinhamentos. Antonio Catharino e Renato José de Souza provocam o leitor a enxergar a IA como espelho organizacional, capaz de trazer à tona incoerências estratégicas, fragilidades decisórias e responsabilidades difusas, e, assim, abrir oportunidades para repensar a liderança e a governança.

Em pesquisa com executivos brasileiros, Leonardo Bertolucci Coelho, Juan Pablo D. Boeira, Luiza Bonin e André Carlos Ponce de Leon Ferreira de Carvalho identificam fricções humanas e organizacionais que dificultam a adoção de agentes de IA e estruturam um modelo para orientar intervenções ao longo do processo de implementação. Christiano A. Ranoya propõe uma ferramenta para ajudar gestores a calibrar a automação no relacionamento com os clientes, antecipando sinais de comprometimento da confiança e da lealdade. Fechando o caderno especial, Suely Fischer Omura e Vanessa Martins dos Santos ampliam o olhar para os efeitos colaterais da IA sobre indivíduos, organizações e sociedade, sistematizando riscos éticos, cognitivos e estruturais e recomendações para mitigá-los.

Na mesma toada do caderno especial, os dois artigos que completam esta edição apresentam uma visão crítica sobre os critérios e as práticas que fundamentam as decisões de gestão. Vitor da Cunha Silveira, Eliane Pereira Zamith Brito e Luís Alexandre Grubits de Paula Pessôa questionam a suficiência das métricas de alcance e engajamento para a escolha de influenciadores. A partir de um relato de intervenção no setor de cosméticos, os autores desenvolvem um método que combina IA, análise semiótica e teoria dos campos de Bourdieu para apoiar essa escolha, considerando as narrativas que a marca pretende construir e quem tem legitimidade para sustentá-las. Iago Whately, por sua vez, chama a atenção para uma contradição no mercado financeiro: enquanto gestores de fundos de investimento avaliam a governança das empresas em que investem, a governança dos próprios fundos recebe menos atenção. A partir de uma revisão sistemática da literatura, o autor elabora uma ferramenta organizada em seis pilares para aprimorar essa governança, como foco no alinhamento de incentivos, monitoramento e na prestação de contas.

Boa leitura!
Adriana Wilner | Coeditora-chefe

NOTA

1. Tinkoff, D., Veken, L. Van der, Chui, M., & Balakrishnan, T. (2026). *The state of AI in 2026: On the road to ROI*. McKinsey & Company. https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-state-of-ai

GVEXECUTIVO

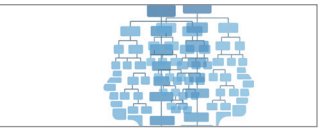
Volume 25 • Número 4 • outubro/dezembro 2026

Sumário

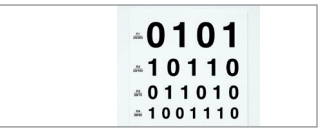
CADERNO ESPECIAL – REPENSANDO A GESTÃO COM IA



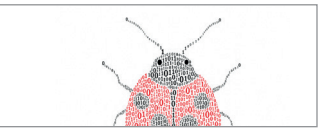
QUANDO A IA SE AFASTA DA ESTRATÉGIA
Como diagnosticar riscos e evitar que recomendações algorítmicas distorçam decisões estratégicas
Rodrigo Rocha Gimenez



INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL COMO ESPELHO ORGANIZACIONAL
Como transformar incoerências estratégicas, fragilidades decisórias e responsabilidades difusas reveladas pela IA em mudanças na forma de liderar e governar
Antonio Catharino, Renato José de Souza



POR QUE PROJETOS DE IA AGÊNTICA FALHAM NAS EMPRESAS BRASILEIRAS?
Um modelo diagnóstico de fricções humanas e organizacionais baseado em pesquisa empírica com executivos
Leonardo Bertolucci Coelho, Juan Pablo D. Boeira, Luiza Bonin, André Carlos Ponce e Leon Ferreira de Carvalho



CONFIANÇA E LEALDADE EM TEMPOS DE ALGORITMOS
Como calibrar as decisões de automação e preservar a qualidade da relação com clientes
Christiano A. Ranoya

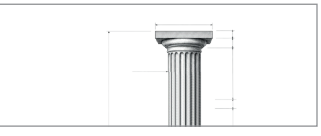


EFEITOS COLATERAIS DA INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL: IMPLICAÇÕES PARA INDIVÍDUOS, ORGANIZAÇÕES E SOCIEDADE
O uso da IA traz ganhos de produtividade e inovação, mas também implica riscos éticos, cognitivos e estruturais. Este artigo organiza os principais efeitos colaterais identificados na literatura recente e sugerecaminhos para mitigar seus impactos em diferentes níveis
Suely Fischer Omura, Vanessa Martins dos Santos

ARTIGOS



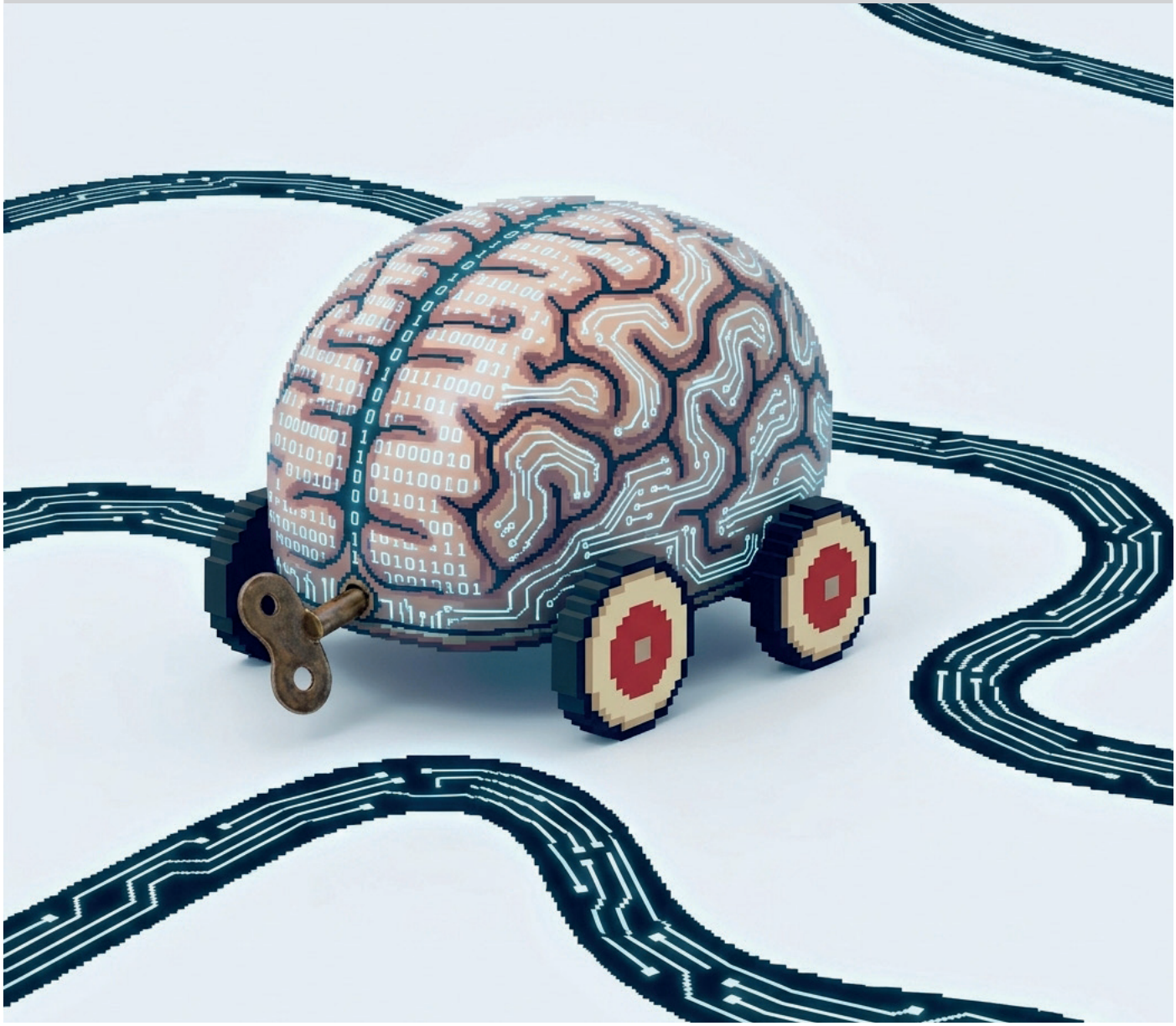
MARKETING DE INFLUÊNCIA: O QUE OS DADOS NÃO CAPTURAM
Um método para escolher influenciadores e construir narrativas de marca culturalmente coerentes, indo além das métricas de alcance e engajamento
Vitor da Cunha Silveira, Eliane Pereira Zamith Brito, Luís Alexandre Grubits de Paula Pessôa



COMO APRIMORAR A GOVERNANÇA DE FUNDOS DE INVESTIMENTO
Uma ferramenta para implementar melhorias em seis pilares: alinhamento de interesses, transparência, estrutura de governança, gestão de riscos, sustentabilidade e relacionamento com investidores
Iago Whately

QUANDO A IA SE AFASTA DA ESTRATÉGIA

WHEN AI DRIFTS AWAY FROM STRATEGY



Como diagnosticar riscos e evitar que recomendações algorítmicas distorçam decisões estratégicas

How to diagnose risks and prevent algorithmic recommendations from distorting strategic decisions

Rodrigo Rocha Gimenez | rrgimenez@gmail.com | ORCID: 0009-0004-8537-5406
Fundação Getulio Vargas, Escola de Administração de Empresas de São Paulo, São Paulo, SP, Brasil

Resumo

Objetivo: identificar na literatura como a inteligência artificial (IA) pode gerar previsões e recomendações incoerentes com os objetivos estratégicos das organizações e sintetizar evidências sobre problemas, causas, consequências e formas de mitigação desses desalinhamentos.

Estado da arte: a produção acadêmica sobre IA aplicada à estratégia cresceu, mas tende a enfatizar ganhos de eficiência e ainda dedica pouca atenção aos conflitos entre previsões algorítmicas e metas estratégicas de longo prazo.

Escopo: foi realizada revisão sistemática de 337 artigos (1978–2025), com aprofundamento na análise de 36 estudos que descrevem desalinhamentos entre previsões algorítmicas e objetivos estratégicos.

Originalidade: o estudo sistematiza os desalinhamentos entre IA e estratégia em um *framework* que integra problemas, causas, consequências e mecanismos de mitigação.

Impacto: o artigo oferece um referencial para que organizações diagnostiquem riscos de desalinhamento, revisem métricas e adotem mecanismos de governança, supervisão e monitoramento orientados aos objetivos de longo prazo.

Palavras-chave: inteligência artificial, formulação de estratégia, execução de estratégia, monitoramento da estratégia.

ODS: 8 – Trabalho decente e crescimento econômico, 9 – Indústria, inovação e infraestrutura.

ABSTRACT

Objective: *To identify in the literature how Artificial Intelligence (AI) can generate predictions and recommendations that are inconsistent with organizations' strategic objectives and to synthesize evidence on the problems, causes, consequences, and ways to mitigate these misalignments.*

State of the art: *Academic output on AI applied to strategy has grown, but it tends to emphasize efficiency gains and still devotes limited attention to conflicts between algorithmic predictions and long-term strategic goals.*

Scope: *A systematic literature review of 337 articles (1978–2025) was conducted, followed by an in-depth analysis of 36 studies describing misalignments between algorithmic predictions and strategic objectives.*

Originality: *The study organizes AI–strategy misalignments into a framework integrating problems, causes, consequences, and mitigation mechanisms.*

Impact: *The study provides a reference for organizations to diagnose misalignment risks, review metrics, and adopt governance, oversight, and monitoring mechanisms oriented toward long-term objectives.*

Keywords: *artificial intelligence, strategy formulation, strategy execution, strategy monitoring.*

SDGs: *8 – Decent work and economic growth; 9 – Industry, innovation and infrastructure.*



Uma empresa utiliza um sistema de inteligência artificial (IA) para apoiar decisões estratégicas. Com base no histórico dos últimos três anos, o algoritmo recomenda cancelar o desenvolvimento de um produto *premium* diante da queda da demanda. A recomendação parece consistente com os dados disponíveis, mas entra em conflito com a estratégia corporativa de longo prazo, voltada ao posicionamento em um segmento de maior valor agregado e ao fortalecimento da diferenciação competitiva.

Esse exemplo ilustra o desafio de traduzir previsões algorítmicas em decisões coerentes com objetivos estratégicos das organizações. Nos últimos anos, a IA deixou de ser uma tecnologia experimental para integrar processos decisórios em diferentes áreas organizacionais. Ao mesmo tempo que se amplia a capacidade de processar dados, identificar padrões e apoiar decisões, intensificam-se preocupações relacionadas à opacidade dos modelos, aos vieses e aos riscos de recomendações incompatíveis com valores e prioridades corporativas. A automação não elimina a responsabilidade humana na tomada de decisão nem garante que a lógica de otimização do algoritmo reflita a prioridade estratégica da organização. Isso suscita questões cruciais: por que as previsões algorítmicas nem sempre convergem com os objetivos corporativos? Como evitar que decisões orientadas por IA comprometam estratégias de longo prazo?

Independentemente do setor, integrar IA ao ciclo estratégico demanda mais do que infraestrutura tecnológica. Exige mecanismos de governança, competências analíticas e capacidade de interpretar recomendações algorítmicas à luz do contexto competitivo e dos objetivos organizacionais. Sem esses elementos, decisões baseadas exclusivamente em padrões históricos podem comprometer estratégias de posicionamento, inovação ou expansão, reforçando a necessidade de compreender por que surgem desalinhamentos entre previsões algorítmicas e objetivos estratégicos, quais impactos podem causar e como mitigá-los.

Apesar do crescimento da IA nas organizações, a literatura acadêmica sobre o tema ainda é muito fragmentada, com predominância de estudos voltados aos ganhos de eficiência. Permanecem escassas análises sobre IA na estratégia organizacional, e mais ainda aquelas que tratam de conflitos ou desalinhamentos. Essa lacuna é particularmente relevante porque organizações de diferentes setores passam a incorporar sistemas de IA em decisões estratégicas. Exemplos divulgados em setores como transporte[1], varejo[2] e saúde[3] ilustram como otimizações de curto prazo podem colidir com objetivos reputacionais, éticos ou regulatórios de longo prazo.

Este artigo realiza uma revisão sistemática da literatura para preencher essa lacuna, analisando, a partir das evidências acadêmicas, como previsões algorítmicas podem divergir de objetivos estratégicos e produzir decisões inconsistentes com a orientação de longo prazo das organizações. As perguntas norteadoras são: 1) De que maneiras as previsões algorítmicas se afastam dos objetivos estratégicos?; 2) Quais padrões de problemas, causas e consequências emergem desses conflitos?; e 3) Quais mecanismos de mitigação são propostos pela literatura? A partir dos resultados, o estudo organiza os achados em um *framework* para apoiar o diagnóstico e a resposta organizacional aos desalinhamentos entre IA e estratégia.

A seção seguinte apresenta a metodologia da revisão sistemática. Em seguida, o estado da arte caracteriza o campo e sintetiza os diferentes papéis atribuídos à IA no ciclo estratégico. São então estudados em mais profundidade os desalinhamentos. Por fim, os resultados são integrados em um framework organizacional para diagnosticar, interpretar e responder a desalinhamentos entre recomendações algorítmicas e objetivos estratégicos.

METODOLOGIA

Esta revisão sistemática da literatura abrangeu publicações de 1978 a maio de 2025, combinando estudos clássicos e recentes sobre a aplicação da IA à estratégia organizacional. As buscas foram realizadas nas bases *Web of Science, Scopus* e *EBSCO Business Source Complete*. Os termos de pesquisa combinaram expressões relacionadas à IA (*artificial intelligence, machine learning, deep learning, generative AI, predictive analytics*) com conceitos de estratégia (*strategy formulation, strategy execution, strategy monitoring*). Também foram incluídos termos associados à gestão estratégica como *open strategy/open innovation, digital transformation, organizational resilience* e *organizational change*. Para manter o foco no campo da gestão, aplicaram-se filtros nas áreas de *Business, Management, Decision Sciences, Computer Science, Sociology* e *Information Science*, excluindo estudos estritamente técnicos, como os voltados à robótica ou a aplicações médicas. A busca inicial resultou em 4.842 registros (*Scopus* = 2.096; EBSCO = 1.708; *Web of Science* = 1.038).

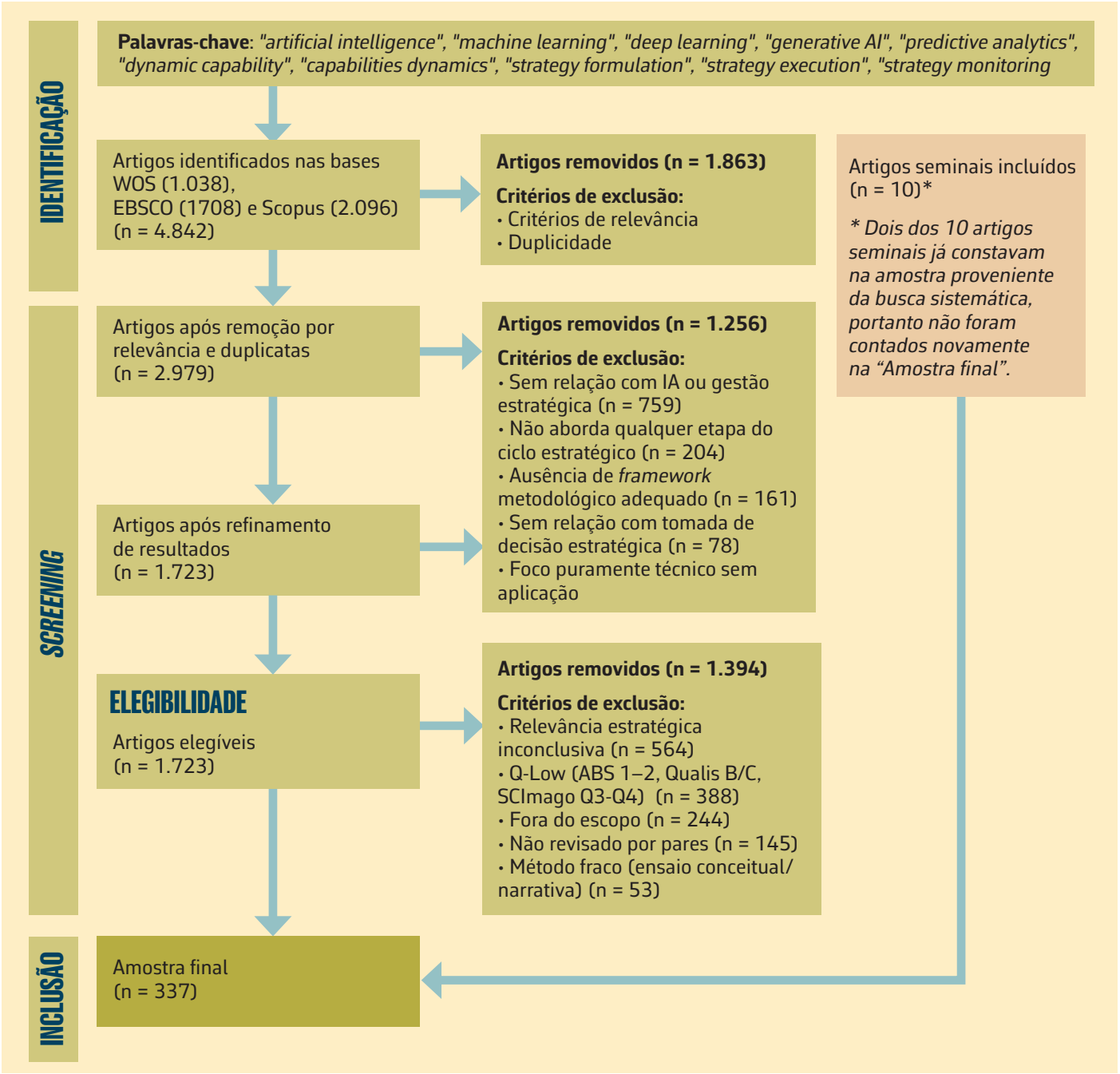
Após a remoção de duplicatas e de trabalhos com baixa contribuição, identificados por seus títulos e resumos, restaram 2.979 registros. A triagem buscou identificar estudos sobre IA ou transformação digital com relevância estratégica. Assim, foram excluídos 1.256 artigos por falta de alinhamento a esses temas ou por fragilidades na descrição metodológica. Os 1.723 registros remanescentes foram submetidos à avaliação de elegibilidade, que considerou, de maneira combinada, a aderência ao escopo da revisão, a presença de

revisão por pares, a classificação dos periódicos e a disponibilidade de informações suficientes para verificar a relação do estudo com as perguntas de pesquisa e realizar a extração dos dados. Também foram excluídos ensaios conceituais ou narrativos, sem base analítica suficiente para sustentar a codificação. Ao final dessa etapa, restaram 329 artigos.

Em seguida, aplicou-se a técnica de *snowballing*, por meio da análise das referências bibliográficas dos artigos selecionados, identificando 10 trabalhos seminais. Destes, dois já integravam a amostra, e os oito restantes foram incorporados, elevando o *corpus* final a 337 artigos.

Figura 1.

Prisma



Nota: Elaborado pelo autor com base no fluxo Prisma.
Os motivos de exclusão foram registrados pela razão predominante; a classificação do periódico foi considerada em conjunto com a aderência ao escopo e a suficiência metodológica. O fluxograma sintetiza as etapas de identificação, triagem, elegibilidade e inclusão do *corpus* final de 337 artigos.

Na etapa de análise, cada artigo foi codificado manualmente a partir de quatro conjuntos de características. O primeiro refere-se ao perfil das publicações (ano, tipo, qualidade e periódico). O segundo reúne aspectos metodológicos (abordagem, desenho, nível de análise e natureza do estudo). O terceiro examina o conteúdo e o papel atribuído à IA no contexto estratégico, identificando o tema central de cada pesquisa e suas relações. O quarto focaliza duas variáveis: a) a aplicação da IA em decisões estratégicas; e b) o relato de conflitos entre previsões ou recomendações algorítmicas e objetivos organizacionais. O cruzamento dessas variáveis permitiu classificar os estudos em quatro quadrantes, divididos por dois eixos: aplicação estratégica (sim/não), desalinhamento (sim/não). A análise aprofundada concentrou-se nos 36 estudos com codificação positiva na segunda variável, independentemente da classificação atribuída à primeira.

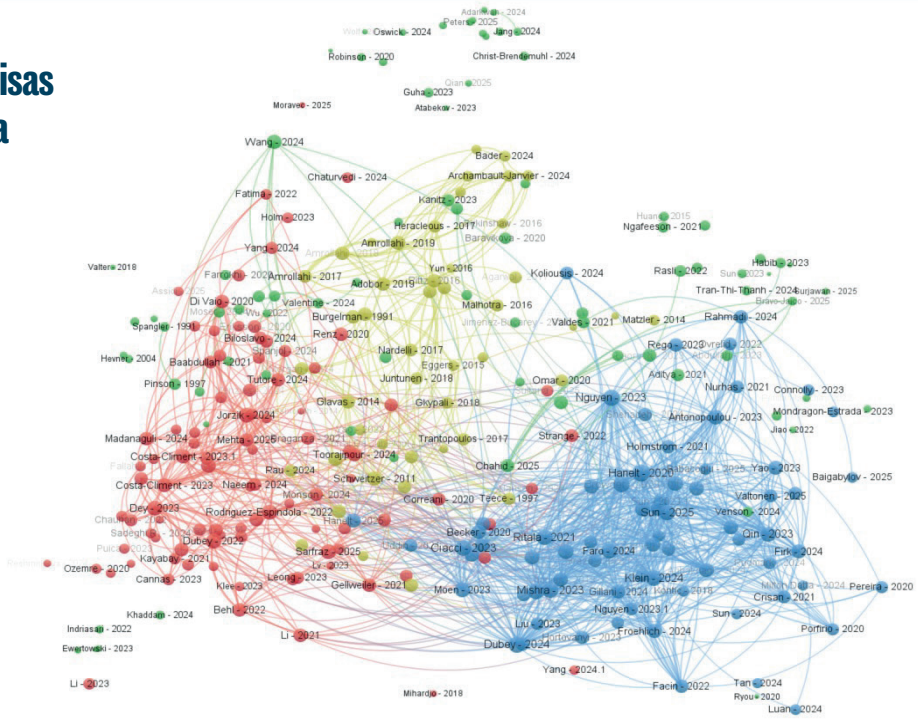
Nos 36 estudos selecionados, foram extraídos problemas, causas, consequências e mecanismos de mitigação, preservando-se o vínculo entre cada registro e o respectivo estudo de origem. Códigos semanticamente próximos foram comparados e agrupados em padrões recorrentes. As categorias não foram tratadas como mutuamente exclusivas, pois um mesmo estudo poderia contribuir para mais de um problema, causa, consequência ou mecanismo de mitigação. A codificação foi conduzida pelo autor e não contou com validação independente.

ESTADO DA ARTE

A literatura sobre IA e estratégia[4] permanece relativamente jovem e fragmentada. A revisão dos 337 artigos revelou um campo emergente e disperso: os estudos investigam desde transformação digital e inovação[5] até governança, ética e resiliência[6], mas raramente convergem para um conjunto coeso de conceitos e práticas. A maior parte da produção enfatiza ganhos imediatos de eficiência operacional, com poucas conexões entre subáreas, o que reforça a percepção de silos temáticos[7]. Esse panorama revela uma mudança de ênfase: enquanto parte importante da literatura se concentra em adoção da IA, na eficiência operacional e nas capacidades habilitadoras, um conjunto menor passa a discutir governança, responsabilidade e alinhamento. A lacuna não está, portanto, na ausência de estudos sobre IA e organizações, mas na escassez de análises que integrem essas diferentes perspectivas e expliquem como surgem os conflitos entre o que o algoritmo otimiza e o que a estratégia exige.

Figura 2.

Rede de conexões temáticas em pesquisas sobre IA e estratégia

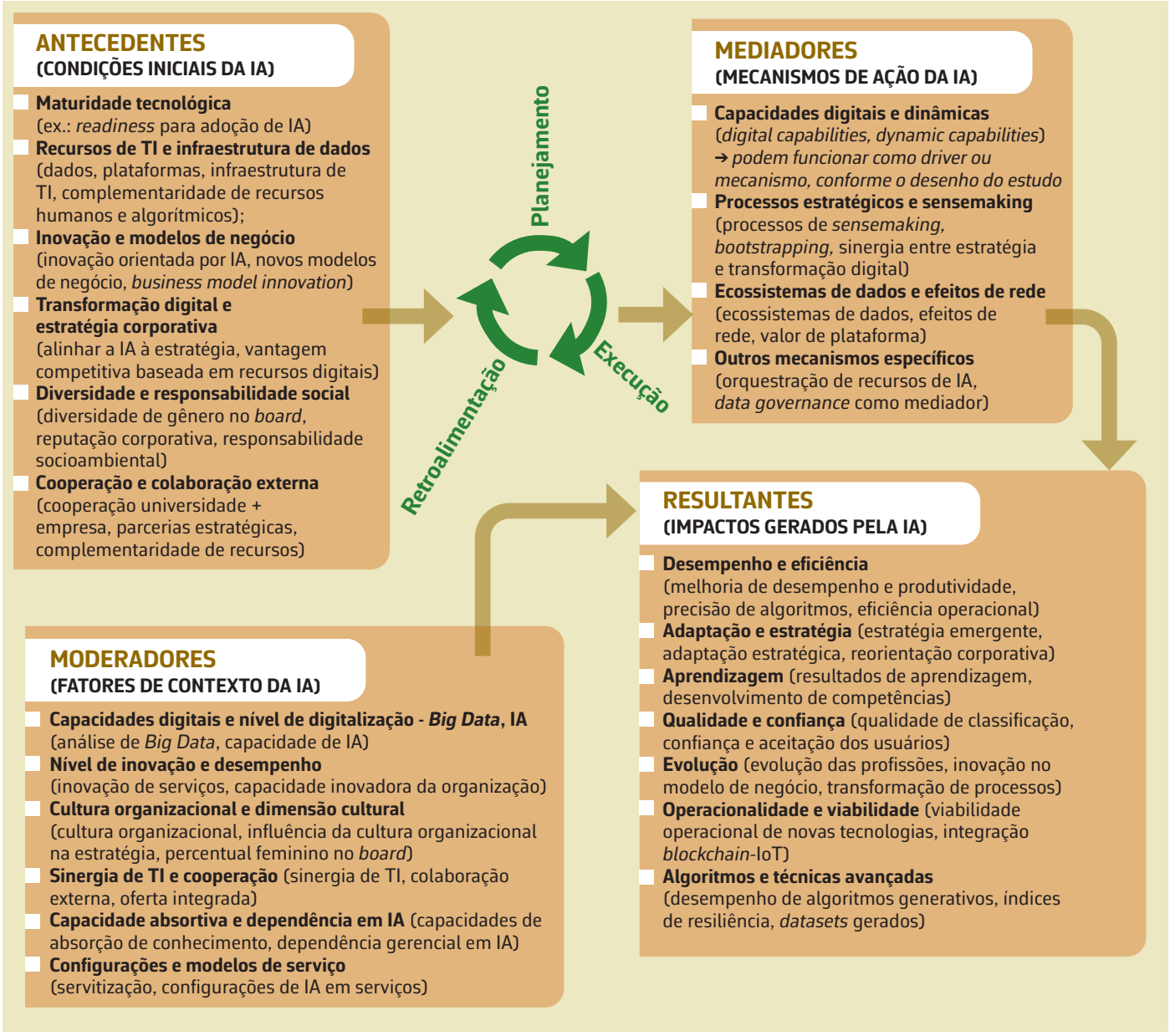


Nota: Baseado na revisão sistemática de literatura, por meio do VOSviewer.
As cores identificam agrupamentos temáticos, as conexões indicam relações bibliométricas entre os estudos e âo tamanho dos nós representa seu peso relativo na rede.

Os estudos que situam a IA no ciclo estratégico ainda tendem a tratá-la de modo parcial (Figura 3). Predominam pesquisas que analisam a IA como antecedente da estratégia, voltadas às condições que viabilizam sua adoção, como maturidade tecnológica, infraestrutura de dados, transformação digital, inovação em modelos de negócio[8] ou cooperação externa[9], [10], [11]. Um conjunto menor examina a IA como mediadora, enfatizando os mecanismos pelos quais influencia o processo estratégico, destacando *sensemaking*[12], capacidades digitais[13] e ecossistemas de dados; e como moderadora, focalizando fatores contextuais que condicionam seus efeitos[14], como digitalização e modelos de serviço[15]. Por fim, há poucos trabalhos que analisam de maneira integrada seus efeitos resultantes sobre desempenho, aprendizagem e viabilidade dos negócios. Essa fragmentação dificulta compreender como a IA influencia o ciclo estratégico como um todo e ajuda a explicar por que os conflitos entre recomendações algorítmicas e estratégia permanecem dispersos na literatura.

Figura 3.

Papéis da IA no ciclo estratégico



Nota: Os blocos organizam os estudos conforme o papel atribuído à IA, como ntecedente, mediador, moderador ou resultante, em relação às etapas de planejamento, execução e retroalimentação.

Para integrar[16] as etapas e oferecer um caminho mais estruturado para a adoção da IA[17], o ciclo estratégico deveria ser tratado como fluxo contínuo de planejamento, execução e retroalimentação[18], conforme mostra a Figura 3. Nesse fluxo, a IA apoia, sem substituir, o julgamento humano[19]: processa dados, identifica padrões, gera previsões e sinaliza desvios. Sob governança e dados adequados, esse suporte pode acelerar respostas[20]; porém também pode orientar decisões incompatíveis com prioridades estratégicas, gerando desalinhamentos que são investigados na próxima seção.

ANÁLISE DOS DESALINHAMENTOS ESTRATÉGICOS

Dos 337 artigos, 58 (17%) tratam da aplicação da IA à estratégia e 36 (11%) reportam conflitos ou desalinhamentos entre recomendações algorítmicas e objetivos organizacionais. A análise aprofundada concentrou-se nesses 36 estudos. A codificação permitiu identificar três conjuntos de condições transversais associadas aos desalinhamentos. Elas correspondem a dimensões organizacionais que atravessam diferentes problemas e ajudam a compreender por que determinados conflitos emergem, persistem ou são mitigados. Como um mesmo estudo pode contribuir para mais de uma condição, os percentuais apresentados a seguir não são mutuamente exclusivos.

O primeiro conjunto (presente em 67% dos estudos) reúne aspectos relacionados à governança, ao alinhamento e aos recursos organizacionais. A literatura mostra que a ausência de processos formais de governança e de mecanismos claros de coordenação e responsabilização faz com que iniciativas de IA sejam desenvolvidas em silos[21] e orientadas por ganhos operacionais de curto prazo, sem conexão com a estratégia corporativa. Muitos projetos são lançados em áreas específicas[22] porque há disponibilidade de dados ou pressões competitivas, mas carecem de indicadores de valor, de patrocínio executivo e de integração entre áreas. Quando a IA permanece como experimento isolado, cresce o risco de recomendações desalinhadas ao posicionamento de longo prazo e diminui a capacidade organizacional de aprender e ajustar continuamente o uso da tecnologia[23]. Os estudos convergem para a necessidade de estruturas permanentes de governança[24], integrando líderes de negócio e especialistas técnicos na priorização de casos de uso, na definição de métricas de valor e no acompanhamento contínuo dos impactos.

O segundo conjunto diz respeito a dados e modelos. Parte relevante dos estudos (61%) destaca limitações de explicabilidade e opacidade de dados e modelos, e outra parte (53%) aponta problemas de dados históricos e contexto incompleto, como *proxies* inadequados e variáveis críticas omitidas, o que compromete previsões e decisões[25]. As mitigações convergem para políticas robustas de governança de dados (coleta, limpeza, validação, documentação e rastreabilidade), além do uso de auditorias periódicas e técnicas de explicabilidade proporcionais ao risco e ao impacto da decisão[26]. A conformidade com normas de proteção de dados e a adoção de princípios de privacidade e segurança desde o desenho do sistema aparecem como condições para reduzir exposição a falhas, perdas e sanções. Sem dados confiáveis e mecanismos mínimos de transparência, o alinhamento entre previsões algorítmicas e metas corporativas tende a se deteriorar[27].

O terceiro conjunto abrange fatores humanos, culturais e sociais, nos quais mudanças no trabalho e na cultura (56%) e questões éticas e regulatórias (42%) se somam a problemas de confiança, valores e impactos sociopolíticos. Os estudos ressaltam que a IA altera rotinas, redistribui responsabilidades e exige capacitação e adaptação cultural para sustentar a colaboração com algoritmos[28]. Parte dos desalinhamentos emerge tanto do uso "intuitivo", que rejeita evidências, quanto do uso acrítico, que transfere autoridade ao modelo, enfraquecendo o julgamento humano e a responsabilização[29]. As recomendações concentram-se em capacitação (incluindo *reskilling*), formação de equipes multifuncionais, ambientes de experimentação supervisionada e mecanismos explícitos de supervisão humana para decisões de maior impacto. Em paralelo, a literatura enfatiza riscos éticos e regulatórios, incluindo discriminação, impactos em pessoas e exposição a litígios, sugerindo a institucionalização de salvaguardas e rotinas de revisão proporcionais ao risco.

Além dessa leitura transversal, a análise dos mesmos 36 estudos permitiu identificar padrões recorrentes de problemas, causas, consequências e mecanismos de mitigação. A Tabela 1 sintetiza esses padrões, articulando o que falha, os fatores associados ao surgimento das falhas, seus principais efeitos e os mecanismos de mitigação descritos na literatura.

Tabela 1.

Padrões recorrentes de problemas, causas, consequências e mecanismos de mitigação

Problemas	Causas	Consequências	Mitigações
Opacidade e confiabilidade limitada de dados e modelos	**Lacunas organizacionais (coordenação, governança e competências)**	**Perda de valor e desempenho**	**Governança e monitoramento contínuos**
Exemplos: • caixa-preta e baixa explicabilidade; • previsões imprecisas ou sensíveis ao contexto; • saídas inconsistentes (incluindo alucinações em IA generativa).	**Exemplos:** • ausência de patrocínio executivo e papéis claros; • capacidades analíticas limitadas para integrar IA ao ciclo estratégico; • processos fragmentados e baixa coordenação entre áreas.	**Exemplos:** • investimentos em IA sem retorno mensurável; • desperdício de recursos e fadiga organizacional; • decisões subótimas e perda de oportunidades competitivas.	**Exemplos:** • definir responsabilização, papéis e critérios de exceção; • monitorar resultados e revisar modelos e dados periodicamente; • auditorias e controles em aplicações de alto impacto.
Otimização de curto prazo sem ligação com a estratégia	**Dados históricos e contexto incompleto**	**Danos reputacionais e perda de confiança**	**Transparência e supervisão humana**
Exemplos: • projetos iniciados sem objetivo de valor explícito; • IA em silos otimizando métricas locais; • dificuldade de converter recomendação em decisão estratégica.	**Exemplos:** • dados enviesados ou não representativos; • *proxies* inadequados para o objetivo (ex.: custo como risco); • variáveis de contexto omitidas (exs.: mercado, concorrência).	**Exemplos:** • erosão de confiança de clientes, usuários ou empregados; • questionamento de legitimidade e credibilidade; • resistência e menor adoção de soluções algorítmicas.	**Exemplos:** • explicabilidade e documentação do modelo e decisões; • supervisão humana para validação e decisões de exceção; • contestação e revisão de decisões algorítmicas.
Efeitos colaterais em *stakeholders*	**Formulação inadequada do problema e das métricas**	**Riscos éticos, regulatórios e impactos em pessoas**	**Alinhar objetivos de valor e métricas antes da tecnologia**
Exemplos: • viés e discriminação; • vigilância e falta de privacidade; • perda de competências (*deskilling*), substituição e resistência ao uso.	**Exemplos:** • foco em eficiência e curto prazo sem balanceamento; • objetivo algorítmico definido por métrica fácil de medir; • otimização de uma métrica sacrificando objetivos estratégicos.	**Exemplos:** • discriminação e exclusão de grupos; • exposição a sanções, litígios e escrutínio público; • impactos negativos no trabalho e aumento de assimetrias.	**Exemplos:** • partir da estratégia para priorizar casos de uso; • definir métricas de valor e *tradeoffs* antes do modelo; • envolver líderes na priorização e avaliação.

Nota. As colunas representam dimensões analíticas complementares. As categorias não são mutuamente exclusivas.

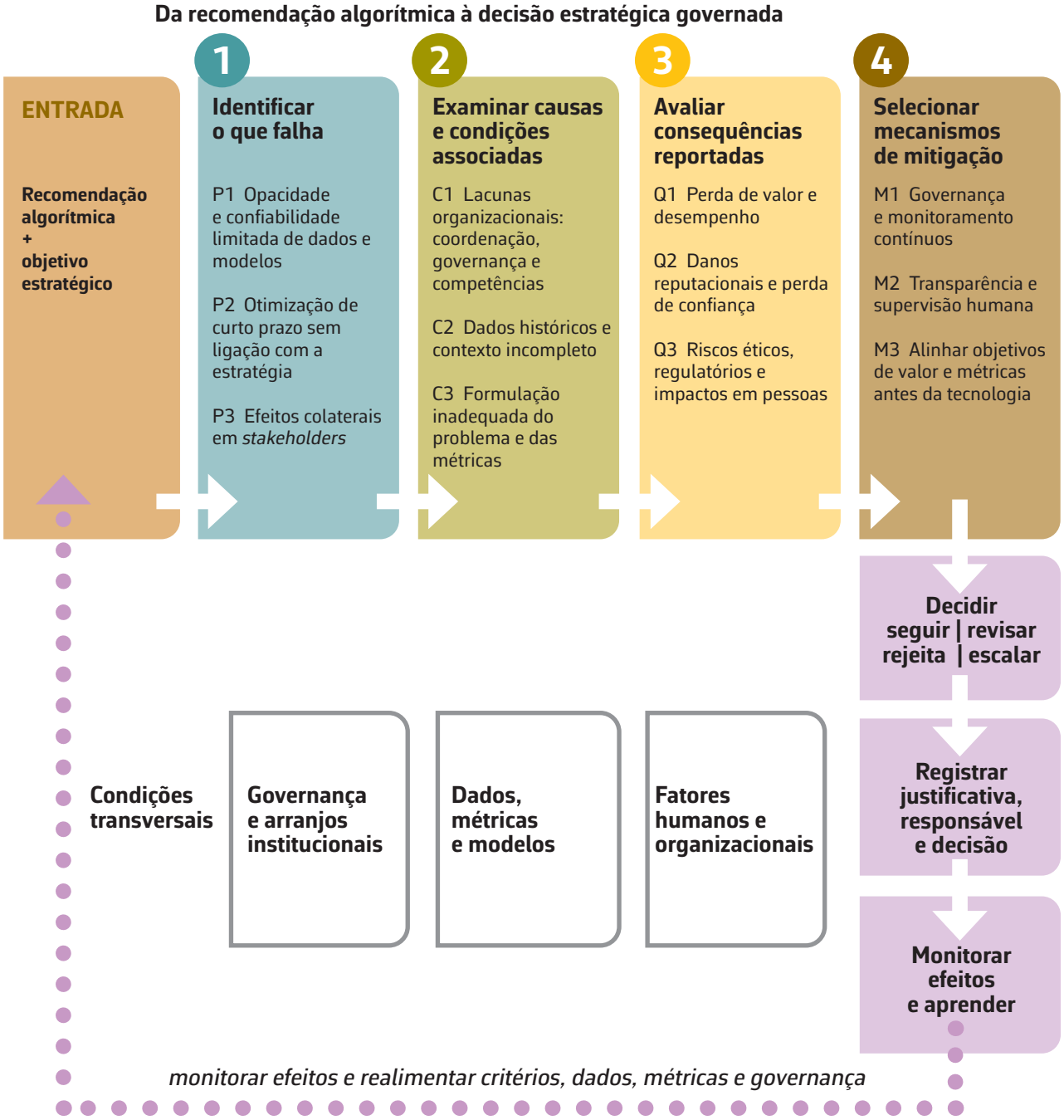
FRAMEWORK PARA DIAGNOSTICAR DESALINHAMENTOS IA-ESTRATÉGIA

Com base nos padrões sintetizados na revisão de literatura, propõe-se o *framework* da Figura 4. Ele organiza a resposta organizacional em quatro movimentos: identificar o que falha, examinar causas e condições associadas, avaliar consequências reportadas e selecionar mecanismos de mitigação. Ao final, a organização pode seguir, revisar, rejeitar ou escalar a recomendação, registrando a justificativa, o responsável e os critérios de monitoramento.

Em termos práticos, o *framework* pode ser traduzido em uma sequência heurística de apoio à decisão. Ele não pressupõe relações causais rígidas entre itens de mesma numeração; organiza os achados da revisão para orientar a análise de recomendações algorítmicas antes de sua conversão em ação estratégica. No exemplo do produto premium que abre o artigo, o gestor identificaria um desalinhamento associado ao curto prazo, examinaria os dados históricos e a métrica utilizada, avaliaria possíveis perdas de valor e reputação e, antes de decidir, revisaria objetivos, *tradeoffs* e critérios de exceção.

Figura 4.

Framework organizacional para diagnosticar e responder a desalinhamentos IA-estratégia



Fonte: Elaborado pelo autor com base nos padrões sintetizados na Tabela 1.
Nota. O fluxo é iterativo; após a decisão, o monitoramento realimenta a entrada e permite revisar dados, métricas, critérios e mecanismos de governança.

A aplicação do *framework* depende da atuação integrada sobre três condições transversais. Em governança e arranjos institucionais, o desafio consiste em estruturar mecanismos permanentes de coordenação, definir responsabilidades, integrar líderes de negócio e especialistas técnicos e monitorar continuamente os resultados das aplicações de IA. Em dados, métricas e modelos, passa por assegurar a qualidade dos dados, revisar as métricas utilizadas, adotar mecanismos de auditoria e explicabilidade proporcionais ao risco da decisão e incorporar princípios de privacidade e segurança desde o desenho da solução. Em fatores humanos e organizacionais, envolve desenvolver competências, promover equipes multidisciplinares, manter supervisão humana nas decisões de maior impacto e incorporar rotinas de avaliação dos aspectos éticos, regulatórios e organizacionais.

Essas três condições são aplicáveis a diferentes setores, mas sua implementação não é automática: requer patrocínio executivo, competências analíticas, integração entre áreas e rotinas de monitoramento proporcionais ao impacto da decisão.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este artigo analisa os desalinhamentos entre previsões ou recomendações algorítmicas e objetivos estratégicos de longo prazo. A revisão sistemática organiza as evidências em problemas, causas, consequências e mecanismos de mitigação, evidenciando que o fenômeno está associado tanto a limitações técnicas quanto a escolhas relativas à governança, aos dados, às métricas e à organização.

Com base nessa síntese, o estudo consolida recomendações práticas ao organizar a resposta organizacional em quatro movimentos: identificar o que falha, examinar causas e condições associadas, avaliar consequências reportadas e selecionar mecanismos de mitigação. Sua operacionalização depende de processos formais de governança, definição de métricas de valor, qualidade e rastreabilidade dos dados, transparência dos modelos, supervisão humana e monitoramento contínuo. Esses elementos sustentam decisões de seguir, revisar, rejeitar ou escalar recomendações algorítmicas, com justificativa, responsabilização e critérios de acompanhamento.

Os desafios tendem a se intensificar com a disseminação de sistemas mais autônomos e de IA generativa, que ampliam incertezas, aceleram ciclos decisórios e elevam riscos reputacionais, éticos e regulatórios. Nesse contexto, organizações podem se beneficiar de rotinas explícitas de monitoramento, revisão e exceção, avaliando o desempenho do algoritmo em conjunto com seus efeitos sobre pessoas, confiança e legitimidade das decisões.

Diante dessas questões, os achados devem ser interpretados à luz de algumas limitações. Embora o *corpus* reúna 337 artigos, a análise específica dos desalinhamentos concentrou-se nos 36 estudos que reportaram esse fenômeno, e as categorias identificadas não foram tratadas como mutuamente exclusivas. Por essa razão, a recorrência dos padrões na literatura não deve ser interpretada como medida direta de sua prevalência nas organizações. Pesquisas futuras podem validar e refinar o *framework* em diferentes setores e níveis de maturidade digital, acompanhar decisões ao longo do tempo e desenvolver critérios observáveis para avaliar o alinhamento entre recomendações algorítmicas e objetivos estratégicos. Também se mostra relevante examinar em quais condições os mecanismos de governança, monitoramento e supervisão humana favorecem esse alinhamento.

NOTAS

1. Bertini, M., & Koenigsberg, O. (2021). The pitfalls of pricing algorithms. *Harvard Business Review, 99*, 74-83. https://hbr.org/2021/09/the-pitfalls-of-pricing-algorithms

2. Duhigg, C. (2012, fevereiro 16). How companies learn your secrets. *The New York Times Magazine.* https://www.nytimes.com/2012/02/19/magazine/shopping-habits.html

3. Ledford, H. (2019). Millions of black people affected by racial bias in health-care algorithms. *Nature, 574*(7780), 608-609. https://doi.org/10.1038/d41586-019-03228-6

4. Teece, D. J. (2010). Business models, business strategy and innovation. *Long Range Planning, 43*(2/3), 172-194. https://doi.org/10.1016/j.lrp.2009.07.003

5. Chesbrough, H. W. (2003). Open innovation: *The new imperative for creating and profiting from technology.* Harvard Business School Press.

6. Hamel, G., & Välikangas, L. (2003). The quest for resilience. *Harvard Business Review, 81*(9), 52-63. https://hbr.org/2003/09/the-quest-for-resilience

7. Hanelt, A., Bohnsack, R., Marz, D., & Marante, C. A. (2021). A systematic review of the literature on digital transformation: Insights and implications for strategy and organizational change. *Journal of Management Studies, 58*(5), 1159-1197. https://doi.org/10.1111/joms.12639

8. Jorzik, P., Klein, S. P., Kanbach, D. K., & Kraus, S. (2024). AI-driven business model innovation: A systematic review and research agenda. *Journal of Business Research, 182*, Article 114764. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2024.114764

9. Whittington, R., Cailluet, L., & Douglas, B. Y. (2011). Opening strategy: Evolution of a precarious profession. *British Journal of Management, 22*(3), 531-544. https://doi.org/10.1111/j.1467-8551.2011.00762.x

10. Amrollahi, A., & Rowlands, B. (2017). Collaborative open strategic planning: A method and case study. *Information Technology & People, 30*(4), 832-852. https://doi.org/10.1108/ITP-12-2015-0310

11. Birkinshaw, J. (2017). Reflections on open strategy. *Long Range Planning, 50*(3), 423-426. https://doi.org/10.1016/j.lrp.2016.11.004

12. Black, S., Samson, D., & Ellis, A. (2024). Moving beyond 'proof points': Factors underpinning AI-enabled business model transformation. *International Journal of Information Management, 77*, Article 102796. https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2024.102796

13. Froehlich, C., Reinhardt, L. B., Schreiber, D., & Eberle, L. (2025). Dynamic capabilities for digital transformation in an enterprise business. *Benchmarking: An International Journal, 32*(5), 1541-1558. https://doi.org/10.1108/BIJ-12-2023-0864

14. Nguyen, N., Dang-Van, T., Vo-Thanh, T., Do, H.-N., & Pervan, S. (2024). Digitalization strategy adoption: The roles of key stakeholders, big data organizational culture, and leader commitment. *International Journal of Hospitality Management, 117*, Article 103643. https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2023.103643

15. Hanelt, A., Firk, S., Zapadka, P., & Oehmichen, J. (2025). Artificial intelligence boundary resources: a relational view on leveraging "AI-as-a-Service." *European Journal of Information Systems, 34*(6), 937-960. https://doi.org/10.1080/0960085X.2025.2473952

16. Mishra, D. B., Haider, I., Gunasekaran, A., Sakib, M. N., Malik, N., & Rana, N. P. (2023). "Better together": Right blend of business strategy and digital transformation strategies. *International Journal of Production Economics, 266*, Article 109040. https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2023.109040

17. Spangler, W. E. (1991). The role of artificial intelligence in understanding the strategic decision-making process. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 3*(2), 149-159. https://doi.org/10.1109/69.87995

18. Biloslavo, R., Edgar, D., Aydin, E., & Bulut, C. (2025). Artificial intelligence (AI) and strategic planning process within VUCA environments: A research agenda and guidelines. *Management Decision, 63*(10), 3599-3624. https://doi.org/10.1108/MD-10-2023-1944

19. Csaszar, F. A., Ketkar, H., & Kim, H. (2024). Artificial intelligence and strategic decision-making: Evidence from entrepreneurs and investors. *Strategy Science, 9*(4), 322-345. https://doi.org/10.1287/stsc.2024.0190

20. Goraya, M. A. S., Yaqub, M. Z., Khan, M. A., Akram, M. S., & Alofaysan, H. (2024). Transforming performance: How agility, response, resilience and support shape success in digital strategies. Information *Technology & People*. Advance online publication. https://doi.org/10.1108/ITP-05-2024-0592

21. Gudigantala, N., Madhavaram, S., & Bicen, P. (2023). An AI decision-making framework for business value maximization. *AI Magazine, 44*(1), 67-84. https://doi.org/10.1002/aaai.12076

22. Fatima, S., Desouza, K. C., Buck, C., & Fielt, E. (2022). Public AI canvas for AI-enabled public value: A design science approach. *Government Information Quarterly, 39*(4), Article 101722. https://doi.org/10.1016/j.giq.2022.101722

23. Holmström, J. (2022). From AI to digital transformation: The AI readiness framework. *Business Horizons, 65*(3), 329-339. https://doi.org/10.1016/j.bushor.2021.03.006

24. Merhi, M. I., & Harfouche, A. (2024). Enablers of artificial intelligence adoption and implementation in production systems. *International Journal of Production Research, 62*(15), 5457-5471. https://doi.org/10.1080/00207543.2023.2167014

25. Chaturvedi, A., & Dasgupta, M. (2024). Managerial Perception of AI in Strategic Decision-Making. *Journal of Computer Information Systems,* 1-13. https://doi.org/10.1080/08874417.2024.2418403

26. Menzies, J., Sabert, B., Hassan, R., & Mensah, P. K. (2024). Artificial intelligence for international business: Its use, challenges, and suggestions for future research and practice. *Thunderbird International Business Review, 66*(2), 185-200. https://doi.org/10.1002/tie.22370

27. Di Vaio, A., Palladino, R., Hassan, R., & Escobar, O. (2020). Artificial intelligence and business models in the sustainable development goals perspective: A systematic literature review. *Journal of Business Research, 121*, 283-314. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.08.019

28. Baabdullah, A. M., Alalwan, A. A., Slade, E. L., Raman, R., & Khatatneh, K. F. (2021). SMEs and artificial intelligence (AI): Antecedents and consequences of AI-based B2B practices. *Industrial Marketing Management, 98*, 255-270. https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2021.09.003

29. Keding, C., & Meissner, P. (2021). Managerial overreliance on AI-augmented decision-making processes: How the use of AI-based advisory systems shapes choice behavior in R&D investment decisions. *Technological Forecasting and Social Change, 171*, Article 120970. https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.120970

NOTA

Durante a preparação deste trabalho, o autor utilizou a ferramenta ChatGPT Images 2.0 para a geração da imagem apresentada na Figura 4. Após o uso desta ferramenta/modelo/serviço, o autor revisou o conteúdo em conformidade com o método científico e assume total responsabilidade pelo conteúdo da publicação.

CONFLITOS DE INTERESSE

O autor não tem conflito de interesse a declarar.

CONTRIBUIÇÃO DE AUTORIA

Rodrigo Rocha Gimenez: Conceitualização; Curadoria de dados; Análise formal; Investigação; Metodologia; Supervisão; Validação; Visualização; Redação – rascunho original; Redação – revisão e edição.

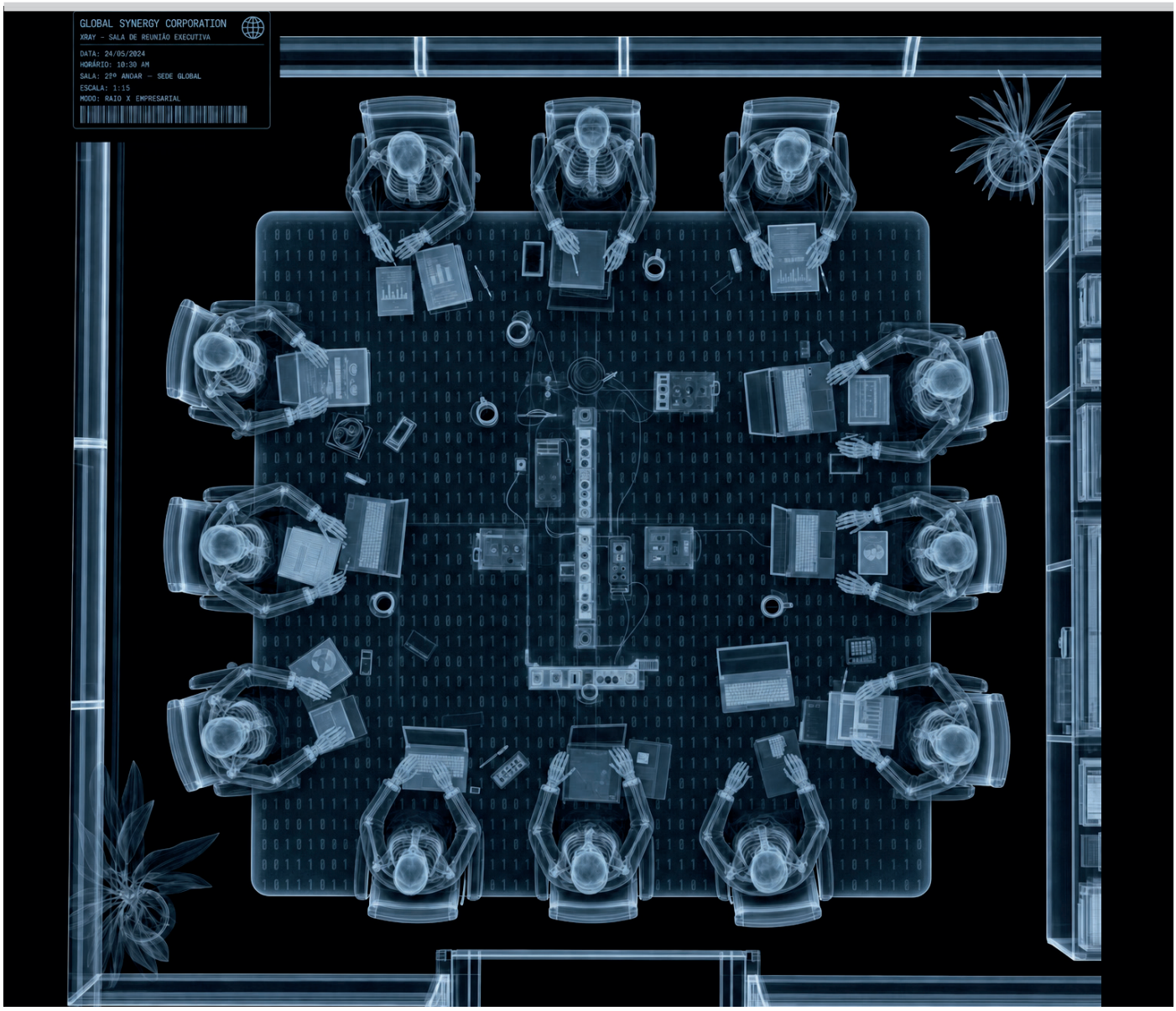
MINICURRÍCULO

Rodrigo Rocha Gimenez é executivo sênior em Estratégia, Finanças e Transformação, com mais de 25 anos de experiência em bancos internacionais e organizações globais de consultoria e tecnologia. Foi *Country Manager* da Euromoney, onde liderou a operação brasileira. Atualmente, é sócio da RGCE e atua como *advisor* em estratégia. É mestre em Administração e doutorando em Administração pela FGV EAESP, onde pesquisa a integração da inteligência artificial ao ciclo estratégico.

Submetido 12-04-2026. **Aprovado** 10-08-2026
Avaliado pelo sistema de revisão duplo-anônimo.
Primeiro(a) avaliador(a): não autorizou a divulgação de sua identidade e do seu relatório de avaliação por pares.
Segundo(a) avaliador(a): Darci de Borba Santos Júnior | ORCID: 0000-0001-9851-5034 | Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada, Brasília, DF, Brasil, não autorizou a divulgação de seu relatório de avaliação por pares.
Versão original. DOI: https://doi.org/10.12660/gvexec.v25n4.2026.97952

INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL COMO ESPELHO ORGANIZACIONAL

ARTIFICIAL INTELLIGENCE AS AN ORGANIZATIONAL MIRROR



Como transformar incoerências estratégicas, fragilidades decisórias e responsabilidades difusas reveladas pela IA em mudanças na forma de liderar e governar

How to turn strategic inconsistencies, decision-making weaknesses, and blurred accountability revealed by AI into changes in the way organizations are led and governed

Antonio Catharino | antonio.catharino@fgv.edu.br | ORCID: 0009-0003-3919-5116
Fundação Getulio Vargas, Escola de Administração de Empresas de São Paulo, São Paulo, SP, Brasil

Renato José de Souza | renato.jose@fgv.br | ORCID: 0000-0001-7984-9047
Fundação Getulio Vargas, Escola de Administração de Empresas de São Paulo, São Paulo, SP, Brasil

Resumo

Objetivo: analisar por que a inteligência artificial (IA) deve ser compreendida não apenas como tecnologia de automação, mas como um espelho organizacional que torna visíveis incoerências estratégicas, ambiguidades decisórias e fragilidades de *accountability*.

Estado da arte: a literatura recente sobre IA e transformação digital mostra que a captura de valor depende menos da sofisticação técnica isolada e mais da integração entre dados, estratégia, governança, julgamento humano e aprendizagem organizacional.

Originalidade: o artigo desloca a pergunta executiva de "Como usar mais IA?" para "Que decisões a organização está disposta a tornar explícitas, auditáveis e passíveis de responsabilização?".

Impactos: são propostos dilemas e recomendações para executivos, conselhos e lideranças que desejam transformar IA em capacidade decisória, e não apenas em portfólio de ferramentas.

Palavras-chave: inteligência artificial, liderança, tomada de decisão, *accountability*, governança, capacidades dinâmicas.

ODS: 8 – Trabalho decente e crescimento econômico.

ABSTRACT

Objective: *to analyze why Artificial Intelligence should be understood not only as an automation technology, but also as an organizational mirror that makes strategic inconsistencies, decision-making ambiguities, and weaknesses in accountability more visible.*

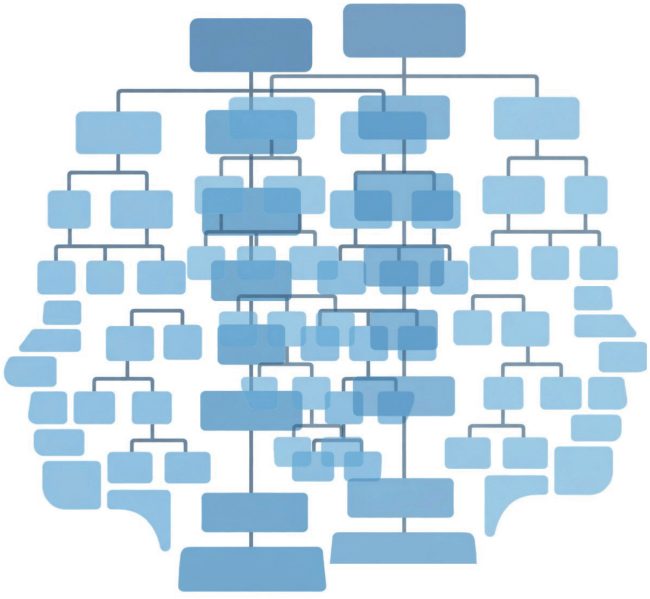
State of the art: *recent literature on AI and digital transformation shows that value capture depends less on isolated technical sophistication and more on the integration of data, strategy, governance, human judgment, and organizational learning.*

Originality: *the article shifts the executive question from "how can we use more AI?" to "which decisions is the organization willing to make explicit, auditable, and subject to accountability?".*

Impacts: *the article proposes dilemmas and recommendations for executives, boards, and leaders seeking to develop AI as a decision-making capability rather than merely as a portfolio of tools.*

Keywords: *Artificial Intelligence; leadership; decision-making; accountability; governance; dynamic capabilities.*

SDs 8 *– Decent Work and Economic Growth.*



Tecnologias baseadas em IA podem melhorar previsões, apoiar decisões e elevar produtividade[1]. O problema começa quando a organização trata sua adoção como uma questão apenas tecnológica. Quando sistemas algorítmicos passam a influenciar decisões sobre pessoas, capital, clientes, riscos, investimentos e prioridades estratégicas, a pergunta deixa de ser apenas "Qual ferramenta adotar?" e passa a ser "Que tipo de decisão estamos preparados para explicar, sustentar e responsabilizar?".

Este artigo propõe interpretar a IA como espelho organizacional. A metáfora indica que a IA não apenas apoia decisões; ela revela como decisões são efetivamente tomadas. Ao tornar critérios mais explícitos, rastros mais visíveis, padrões mais comparáveis e consequências mais rápidas de observar, a IA ajuda a tornar visíveis incoerências organizacionais antes protegidas pela ambiguidade: prioridades conflitantes, critérios informais, responsabilidades difusas, incentivos desalinhados e zonas de poder não declaradas. A IA não cria esses problemas. Ela reduz a possibilidade de ignorá-los. A contribuição deste artigo está em deslocar o debate da IA como ferramenta de eficiência para a IA como mecanismo de exposição decisória. Essa lente altera a interpretação de problemas conhecidos. A baixa captura de valor com IA pode não ser apenas falha de dados ou infraestrutura; pode revelar vulnerabilidades no sistema decisório contemporâneo. A resistência de gestores pode não ser apenas aversão cultural à mudança; pode indicar desconforto com maior transparência. A dificuldade de escalar casos de uso pode não ser apenas problema técnico; pode sinalizar fragilidades de *accountability*, governança e capacidade de aprendizagem. Para gestores, essa mudança é prática: antes de perguntar onde automatizar, é preciso perguntar quais decisões precisam ficar mais claras.

Essa perspectiva dialoga com a literatura sobre transformação digital, segundo a qual tecnologia não produz transformação por si mesma, pois seus efeitos dependem de modelos de negócio, estruturas, rotinas, capacidades e escolhas gerenciais[2]. Também dialoga com a Teoria das Capacidades Dinâmicas, que define a vantagem competitiva como a habilidade de perceber mudanças, capturar oportunidades e reconfigurar recursos em ambientes incertos[3]. Sob essa ótica, a IA pode ampliar *sensing, seizing* e *transforming*, mas apenas quando conectada à liderança, à governança e a uma arquitetura decisória coerente.

No Brasil, a discussão ganha peso adicional diante da heterogeneidade de maturidade digital, da escassez de talentos analíticos, de restrições orçamentárias e das exigências associadas ao uso de dados pessoais. A Lei Geral de Proteção de Dados reforça a importância da transparência, da responsabilidade e da governança quando dados e sistemas automatizados participam de decisões que afetam indivíduos[4]. Portanto, IA não é apenas agenda de inovação. É agenda de confiança, responsabilidade e qualidade decisória.

QUANDO A IA VIRA ESPELHO ORGANIZACIONAL

A IA começa a produzir desconforto quando deixa de operar apenas em pilotos, *dashboards* ou tarefas administrativas e passa a incidir sobre escolhas com consequências observáveis: alocação de orçamento, avaliação de desempenho, gestão de talentos, crédito, risco, precificação, atendimento a clientes ou desenho organizacional. Enquanto funciona como símbolo de modernização, tende a ser bem recebida. Quando torna mais visíveis os critérios que orientam decisões, prioridades e responsabilidades, muda de natureza. Deixa de ser ornamento digital e passa a ser parte do sistema de disciplina organizacional.

Considere três situações estilizadas. Uma empresa declara priorizar inovação, mas seus modelos de alocação de capital mostram concentração recorrente de investimentos em negócios maduros e de baixo risco. Outra afirma valorizar diversidade, mas dados de promoção revelam trajetórias sistematicamente desiguais. Uma terceira implanta IA para prever rotatividade de talentos críticos, mas não define quem deve agir diante dos alertas, com quais recursos e dentro de qual prazo. Nos três casos, a IA não resolve o problema automaticamente. Seu uso ajuda a tornar visível a distância entre discurso, decisão e execução.

Essa exposição ajuda a explicar por que uma organização pode acumular casos de uso de IA sem produzir transformação correspondente. A IA pode identificar riscos, lacunas e padrões, mas não substitui a decisão política e estratégica de enfrentá-los. Um algoritmo pode indicar escassez futura de competências críticas; ainda assim, a empresa pode seguir tratando pessoas apenas como custo. Um modelo pode revelar clientes mais vulneráveis; ainda assim, o negócio pode manter metas comerciais incoerentes. Um painel pode apontar perda de produtividade; ainda assim, a liderança pode preferir narrativas confortáveis. Produzir evidências, portanto, não significa incorporá-las às decisões. O espelho mostra. Quem decide é a organização.

Essa constatação é consistente com estudos do MIT Sloan Management Review e do Boston Consulting Group, que identificam na dimensão organizacional a principal barreira para captura de valor com IA[5]. Superá-la depende de aprendizagem, liderança e integração da tecnologia aos processos decisórios.

Nathan Furr, Pinar Ozcan e Kathleen M. Eisenhardt6 argumentam que a transformação digital envolve escolhas diante de tensões fundamentais, e não simplesmente a obrigação de "mudar tudo". David J. Teece[6] acrescenta que tecnologia, modelo de negócio e capacidades dinâmicas são interdependentes. Aplicado à IA, isso significa que modelos analíticos só geram valor quando conectados a escolhas estratégicas, recursos, incentivos e aprendizagem. Sem essa conexão, a empresa acumula evidências sem transformar decisões.

Se a IA é espelho, o gestor deve fazer quatro movimentos. Primeiro, não confundir reflexo com solução: identificar uma incoerência é apenas o primeiro passo para enfrentá-la. Segundo, não transferir responsabilidade ao modelo: usar recomendações algorítmicas não elimina julgamento executivo. Terceiro, não parar na produção de evidências: a visibilidade adquirida oferece base para redesenho de papéis, fóruns, critérios e incentivos. Quarto, não confundir visibilidade com capacidade de resposta: alguns reflexos revelarão problemas que a organização talvez ainda não consiga resolver integralmente; mesmo assim, nomeá-los já aumenta maturidade decisória.

COMO A IA MUDA AS CONDIÇÕES DA DECISÃO

A IA não altera apenas a quantidade de informação disponível. Ela muda as condições sob as quais decisões são tomadas, justificadas, acompanhadas e atribuídas. Ao reduzir custos de informação, ampliar capacidade preditiva, acelerar ciclos de *feedback* e registrar rastros decisórios, a IA modifica a relação entre evidência, tempo, julgamento e *accountability*. Decidir com IA significa decidir em um ambiente potencialmente mais visível, rápido, comparável e menos tolerante à ambiguidade.

A primeira mudança é a ampliação da informação disponível. Isso pode ampliar o sensing organizacional, ao identificar sinais fracos, riscos emergentes e oportunidades antes invisíveis[7]. Porém, mais informação não significa melhor decisão. Sem critérios estratégicos, a abundância vira ruído. A liderança precisa definir quais sinais importam, quais hipóteses merecem teste e quais evidências devem acionar decisões. Como observam Daniel Kahneman, Dan Lovallo e Olivier Sibony[8], decisões estratégicas continuam sujeitas a vieses cognitivos, excesso de confiança e ancoragem, mesmo em ambientes ricos em dados. A IA pode reduzir parte dessas limitações, mas não elimina a necessidade de julgamento crítico.

A segunda mudança é o aumento da rastreabilidade. Decisões apoiadas por IA podem deixar registros: dados utilizados, variáveis consideradas, critérios aplicados, recomendações geradas, exceções autorizadas e resultados observados. Esses rastros não eliminam disputas interpretativas, mas ampliam as possiblidades de reconstruir e justificar decisões. A *accountability* passa a depender menos de declarações formais e mais da capacidade de explicar por que se decidiu, com base em quais critérios e com quais mecanismos de revisão.

A terceira mudança é a aceleração do *feedback*. Riscos de rotatividade, desvios operacionais, variações de demanda, anomalias financeiras e mudanças no comportamento de clientes podem emergir em tempo quase real. Mas antecipar sinais não equivale a agir. Se fóruns decisórios são lentos, responsabilidades são difusas ou incentivos favorecem postergação, a organização continuará lenta mesmo cercada de alertas. A IA pode acelerar a visibilidade; mas cabe à liderança acelerar a resposta.

A quarta mudança é a possibilidade de aprendizagem sistêmica. Ao registrar decisões e efeitos, a IA pode sustentar ciclos de revisão, experimentação e adaptação, fortalecendo o *transforming* organizacional[9]. Entretanto, empresas nem sempre aprendem com aquilo que medem. Muitas acumulam indicadores sem alterar práticas. A IA só amplia aprendizagem quando há ritos para discutir erros, revisar critérios, ajustar incentivos e institucionalizar mudanças.

Esses quatro deslocamentos tornam a gestão mais exigente. Herbert A. Simon[10] mostrou que decisões administrativas são condicionadas por limites cognitivos e pela racionalidade limitada. A IA não elimina esses limites; reorganiza-os. O desafio desloca-se de obter dados para selecionar o que é relevante, interpretar o que é confiável e decidir o que fazer diante da evidência disponível.

QUANDO NÃO AUTOMATIZAR TAMBÉM É DECIDIR MELHOR

Maturidade digital não é automatizar tudo. Para executivos, uma distinção importante está entre decisões que podem ser automatizadas e aquelas que requerem diferentes graus de julgamento humano. Algumas decisões são repetitivas, de baixo risco e baseadas em critérios estáveis. Outras envolvem ambiguidade, impacto humano, consequências reputacionais, julgamento normativo e incerteza estratégica. Tratar todos esses tipos de decisão como igualmente adequados à automação revela baixa maturidade de adoção de IA, uma forma sofisticada de imaturidade organizacional. A pergunta não é apenas "Quanto podemos automatizar?", mas "Quais decisões devem ser automatizadas, quais devem ser assistidas por IA e quais requerem maior grau de deliberação humana?". Decisões de baixo risco, alta frequência e critérios estáveis tendem a ser mais adequadas à automatização. À medida que aumenta o risco, a incerteza, o impacto humano ou o conteúdo normativo, ganha importância a supervisão humana. Em decisões com essas características, evidências algorítmicas podem apoiar a escolha sem substituir o julgamento deliberativo.

Esse cuidado é particularmente relevante na gestão de pessoas. A IA pode apoiar triagem, análise de competências, previsão de rotatividade, recomendações de desenvolvimento e planejamento de força de trabalho. Esses usos podem gerar escala e consistência. Contudo, decisões sobre contratação, promoção, remuneração, sucessão ou desligamento envolvem justiça, contexto, potencial, trajetória e confiança. Automatizá-las integralmente pode reduzir custo, mas também enfraquecer a legitimidade[11]. Não automatizar não significa voltar à intuição opaca. A alternativa madura é combinar evidência algorítmica e julgamento humano com critérios explícitos, documentação de exceções, revisão de resultados, diversidade nos fóruns decisórios e mecanismos de contestação. A organização continua responsável pelos dados, critérios, objetivos otimizados, riscos assumidos e impactos produzidos. Delegar a execução ao algoritmo não delega responsabilidade moral, jurídica ou estratégica.

A literatura sobre ética algorítmica alerta que decisões apoiadas por IA podem afetar dignidade, autonomia e justiça quando não há explicabilidade, contestação e supervisão[12]. A linguagem técnica que confere autoridade aos modelos tende a aumentar esse risco. Recomendações algorítmicas podem parecer objetivas mesmo quando refletem dados incompletos, vieses históricos ou objetivos mal definidos. Em decisões sensíveis, a aparência de precisão pode ser mais perigosa do que a incerteza reconhecida.

LIDERANÇA, GOVERNANÇA E CAPACIDADES DINÂMICAS PARA DECIDIR COM IA

Governar IA é governar decisão. Por isso, a agenda executiva precisa sair do território exclusivo da tecnologia e entrar no centro da liderança, da governança e da estratégia. Conselhos e comitês executivos não precisam dominar detalhes técnicos de cada modelo, mas sua atuação envolve supervisionar princípios, fronteiras e responsabilidades: quais decisões serão apoiadas ou automatizadas, quais riscos são aceitáveis, quais mecanismos de contestação existem, quem responde pelos impactos e como o uso da IA se conecta à estratégia.

A tensão entre centralização e autonomia é crítica. Centralizar tudo pode tornar a adoção lenta e distante do negócio. Descentralizar sem coordenação pode gerar fragmentação, riscos éticos, duplicidade de esforços e decisões incoerentes. Uma possibilidade para equilibrar essas tensões é uma governança federada, combinando princípios, padrões, riscos e critérios comuns coordenados centralmente, com aplicação contextual e *accountability* nas áreas de negócio. Nesse arranjo, diferentes funções contribuem para a governança a partir de suas competências: tecnologia responde pela arquitetura e segurança; jurídico e compliance, pelos limites e pela conformidade; gestão de pessoas, pelos impactos sobre trabalho e cultura; áreas de negócio, pela interpretação dos problemas concretos; alta liderança, pela arbitragem de *trade-offs;* e conselho, pela supervisão da coerência do conjunto.

Esse arranjo também permite relacionar a governança de IA às capacidades dinâmicas. A IA pode contribuir para o sensing ao ampliar a identificação de sinais, lacunas e riscos; para o *seizing*, ao subsidiar a análise de cenários, prioridades e *trade-offs;* e para o *transforming*, ao acelerar aprendizagem, revisão de rotinas e reconfiguração organizacional[13]. Esses efeitos, porém, não são automáticos. Onde há *sensing* sem *seizing*, a empresa enxerga sinais, mas não age. Onde há *seizing* sem *transforming*, decide, mas não sustenta a mudança. Onde há *transforming* sem *sensing*, muda estruturas sem compreender adequadamente o ambiente.

Tabela 1.

Capacidades dinâmicas e dilemas práticos da decisão com IA

Dilema decisório	Risco organizacional	Capacidade dinâmica	Papel da liderança	Implicação prática para gestores e conselhos
Automatizar, apoiar ou manter decisões sob julgamento humano	Transferência indevida de responsabilidade ao sistema	*Seizing*	Definir fronteiras entre automação, recomendação e julgamento humano	Criar matriz de decisões humanas, assistidas e automatizadas, com critérios, exceções e responsáveis
Escalar rápido ou aprender antes	Ampliação de vieses, erros sistêmicos e riscos reputacionais	*Sensing/ Seizing*	Condicionar a expansão à aprendizagem	Condicionar a escala a evidência de valor, qualidade dos dados, governança mínima e análise de impacto
Otimizar eficiência local ou coerência estratégica	Fragmentação e desalinhamento entre casos de uso e prioridades do negócio	*Seizing*	Conectar IA a decisões estratégicas reais	Vincular iniciativas a escolhas sobre capital, pessoas, clientes, riscos e prioridades
Centralizar governança ou empoderar o negócio	Burocratização ou captura local da IA por interesses específicos	*Transforming*	Equilibrar coordenação central e *accountability* distribuída	Adotar governança federada, com princípios comuns, papéis claros e autonomia responsável
Confiar no modelo ou auditar continuamente	Ilusão de objetividade e reprodução de vieses	*Sensing/ Seizing*	Institucionalizar contestação informada	Realizar auditorias, testes de viés, mecanismos de explicabilidade e fóruns de questionamento
Tratar IA como projeto ou capacidade	Pilotos desconectados e baixa captura de valor sustentado	*Transforming*	Construir capacidade organizacional contínua	Integrar IA a estratégia, ao modelo operacional, aos incentivos, à formação de líderes e aos ritos de aprendizagem
Produzir alertas ou agir sobre eles	Acúmulo de sinais sem resposta organizacional	*Sensing/ Seizing*	Converter sinal analítico em prioridade e ação	Criar protocolos para alertas críticos, com responsáveis, prazos, recursos e escalonamento
Medir acurácia ou aprender organizacionalmente	Foco técnico sem revisão de práticas, incentivos e rotinas	*Transforming*	Transformar resultados em aprendizagem institucional	Revisar decisões apoiadas por IA, discutir erros, atualizar critérios e incorporar aprendizados

A Tabela 1 traduz esse argumento em dilemas práticos. A coluna "papel da liderança" indica a responsabilidade decisória; a coluna "implicação prática" traduz essa responsabilidade em mecanismos concretos de gestão. Essa distinção é importante: liderança define lógica, fronteiras e *accountability*; gestão transforma isso em processo, fórum, indicador, rotina e revisão.

A Tabela também evidencia que maturidade em IA não se mede apenas por modelos desenvolvidos, processos automatizados ou volume de casos de uso. Mede-se também pela capacidade de decidir melhor com eles. No curto prazo, isso envolve mapear decisões críticas, classificar o grau adequado de automação e definir responsáveis. No médio prazo, redesenhar fóruns decisórios, auditorias, mecanismos de contestação e protocolos de resposta a alertas. No longo prazo, o desafio é fazer com que a IA deixe de ser portfólio de projetos e passe a integrar uma capacidade organizacional contínua de *sensing*, *seizing* e *transforming*.

Essa visão está alinhada à perspectiva de Karl S. R. Warner e Maximilian Wäger[14], para quem a transformação digital deve ser compreendida como um processo contínuo de renovação estratégica, sustentado por experimentação, aprendizagem e reconfiguração organizacional.

CONCLUSÃO: COMO LIDERAR QUANDO DECIDIR FICOU MAIS DIFÍCIL

Este artigo sustenta que o impacto mais profundo da IA não está apenas na automação de tarefas, mas na transformação das condições da decisão organizacional. Ao ampliar a disponibilidade de evidências e as possibilidades de rastreabilidade e feedback, a IA pode tornar mais visíveis incoerências entre discurso e prática, fragilidades de accountability e desalinhamentos entre estratégia e execução. Por isso, a pergunta central não é "Como usar mais IA?", mas "Quais decisões estamos dispostos a tornar mais explícitas, auditáveis e passíveis de responsabilização?".

Para executivos e conselhos, cinco recomendações são centrais. Primeiro, classificar decisões em automatizadas, assistidas e deliberativas. Segundo, explicitar critérios, *trade-offs* e objetivos que orientam os sistemas. Terceiro, preservar a *accountability* organizacional, sem transferi-la ao algoritmo, ao fornecedor ou à área técnica. Quarto, instituir auditoria, contestação e revisão contínua. Quinto, tratar IA como parte da capacidade organizacional, conectada à estratégia, à governança, à liderança e à aprendizagem.

Esses princípios ajudam a evitar dois extremos: o entusiasmo tecnocrático, que trata automação como progresso inevitável, e a resistência defensiva que rejeita a IA diante das mudanças que ela provoca. Entre ambos está a maturidade decisória: usar IA quando ela melhora a qualidade das evidências, a consistência e a aprendizagem; limitar seu uso quando houver o risco de comprometer legitimidade, julgamento ou responsabilidade; e redesenhar a organização quando o espelho revelar incoerências que não podem mais ser ignoradas.

Liderar na era da IA significa aceitar que decidir se tornou mais difícil. Não porque faltem dados, mas porque há mais evidências a interpretar. Não porque faltem modelos, mas porque há mais critérios a explicitar. Não porque falte tecnologia, mas porque há menos espaço para manter incoerências ocultas. A IA não substitui liderança. Ela expõe sua qualidade.

NOTAS

1. Nawaz, N., Arunachalam, H., Pathi, B. K., & Gajenderan, V. (2024). The adoption of artificial intelligence in human resources management practices. *International Journal of Information Management Data Insights, 4*(1), art. 100208. https://doi.org/10.1016/j.jjimei.2023.100208; Tambe, P., Cappelli, P., & Yakubovich, V. (2019). Artificial intelligence in human resources management: Challenges and a path forward. *California Management Review, 61*(4), 15-42. https://doi.org/10.1177/0008125619867910

2. Furr, N., Ozcan, P., & Eisenhardt, K. M. (2022). What is digital transformation? Core tensions facing established companies on the global stage. *Global Strategy Journal, 12*(4), 595-618. https://doi.org/10.1002/gsj.1442; Teece, D. J. (2018). Business models and dynamic capabilities. *Long Range Planning, 51*(1), 40-49. https://doi.org/10.1016/j.lrp.2017.06.007

3. Teece, D. J., Pisano, G., & Shuen, A. (1997). Dynamic capabilities and strategic management. *Strategic Management Journal, 18*(7), 509-533. https://doi.org/10.1002/(SICI)1097-0266(199708)18:7<509::AID-SMJ882>3.0.CO;2-Z; Teece, D. J. (2007). Explicating dynamic capabilities: The nature and microfoundations of (sustainable) enterprise performance. *Strategic Management Journal, 28*(13), 1319-1350. https://doi.org/10.1002/smj.640

4. *Lei n. 13.709, de 14 de agosto de 2018*. (2018, agosto 15). Lei Geral de Proteção de Dados Pessoais. Brasília, DF.

5. MIT Sloan Management Review, & Boston Consulting Group. (2020). *Expanding AI's impact with organizational learning*. https://sloanreview.mit.edu/projects/expanding-ais-impact-with-organizational-learning

6. Teece, D. J. (2018). Business models and dynamic capabilities. *Long Range Planning, 51*(1), 40-49. https://doi.org/10.1016/j.lrp.2017.06.007

7. Teece, D. J. (2007). Explicating dynamic capabilities: The nature and microfoundations of (sustainable) enterprise performance. *Strategic Management Journal, 28*(13), 1319-1350. https://doi.org/10.1002/smj.640
8. Kahneman, D., Lovallo, D., & Sibony, O. (2011, junho). The big idea: Before you make that big decision. *Harvard Business Review.* https://hbr.org/2011/06/the-big-idea-before-you-make-that-big-decision
9.Teece, D. J., Pisano, G., & Shuen, A. (1997). Dynamic capabilities and strategic management. *Strategic Management Journal, 18*(7), 509-533. https://doi.org/10.1002/(SICI)1097-0266(199708)18:7<509::AID-SMJ882>3.0.CO;2-Z; Teece, D. J. (2007). Explicating dynamic capabilities: The nature and microfoundations of (sustainable) enterprise performance. *Strategic Management Journal, 28*(13), 1319-1350. https://doi.org/10.1002/smj.640
10. Simon, H. A. (1997). *Administrative behavior: A study of decision-making processes in administrative organizations* (4a ed.). Free Press.
11. Chowdhury, S., Dey, P., Joel-Edgar, S., Bhattacharya, S., Rodriguez-Espindola, O., Abadie, A., & Truong, L. (2023). Unlocking the value of artificial intelligence in human resource management through AI capability framework. *Human Resource Management Review, 33*(1), art. 100899. https://doi.org/10.1016/j.hrmr.2022.100899; Budhwar, P., Chowdhury, S., & Wood, G., Aguinis, H., Bamber, G., Beltran, J., Boselie, P., Lee Cooke, F., Decker, S., Denisi, A., Dey, P., Guest, D., Knoblich, A., Malik, A., Paauwe, J., Papagiannidis, S., Patel, C., Pereira, V., Ren, S., Rogelberg, S., Saunders, M., Tung, R., Paluch, R., Varma, A. (2023). Human resource management in the age of generative artificial intelligence: perspectives and research directions on ChatGPT. *Human Resource Management Journal, 33*(3), 606-659. https://doi.org/10.1111/1748-8583.12524; Tambe, P., Cappelli, P., & Yakubovich, V. (2019). Artificial intelligence in human resources management: Challenges and a path forward. *California Management Review, 61*(4), 15-42. https://doi.org/10.1177/0008125619867910
12. Bankins, S., Formosa, P., Griep, Y., & Richards, D. (2022). AI decision making with dignity? Contrasting workers' justice perceptions of human and AI decision making in a human resource management context. *Information Systems Frontiers, 24*(3), 857-875. https://doi.org/10.1007/s10796-021-10223-8; Booyse, D., & Scheepers, C. B. (2024). Barriers to adopting automated organisational decision-making through the use of artificial intelligence. *Management Research Review, 47*(1), 64-85. https://doi.org/10.1108/MRR-09-2021-0701
13. Teece, D. J., Pisano, G., & Shuen, A. (1997). Dynamic capabilities and strategic management. *Strategic Management Journal, 18*(7), 509-533. https://doi.org/10.1002/(SICI)1097-0266(199708)18:7<509::AID-SMJ882>3.0.CO;2-Z; Teece, D. J. (2007). Explicating dynamic capabilities: The nature and microfoundations of (sustainable) enterprise performance. *Strategic Management Journal, 28*(13), 1319-1350. https://doi.org/10.1002/smj.640
14. Warner, K. S. R., & Wäger, M. (2019). Building dynamic capabilities for digital transformation: An ongoing process of strategic renewal. *Long Range Planning, 52*(3), 326-349. https://doi.org/10.1016/j.lrp.2018.12.001

NOTA

Ferramentas de IA foram utilizadas como apoio à organização do argumento, revisão textual, refinamento da estrutura narrativa e aprimoramento da clareza conceitual do manuscrito. O uso dessas ferramentas teve caráter auxiliar e não substituiu o julgamento crítico, a responsabilidade intelectual, a definição da tese central, a interpretação da literatura ou as conclusões apresentadas. Todas as ideias, análises, argumentos, decisões editoriais e implicações gerenciais são de responsabilidade exclusiva dos autores. A utilização de IA foi conduzida de modo compatível com o propósito acadêmico e editorial do artigo, preservando a autoria, a integridade intelectual e a responsabilidade dos autores pelo conteúdo final submetido.

CONFLITOS DE INTERESSE

Os autores não têm conflitos de interesse a declarar.

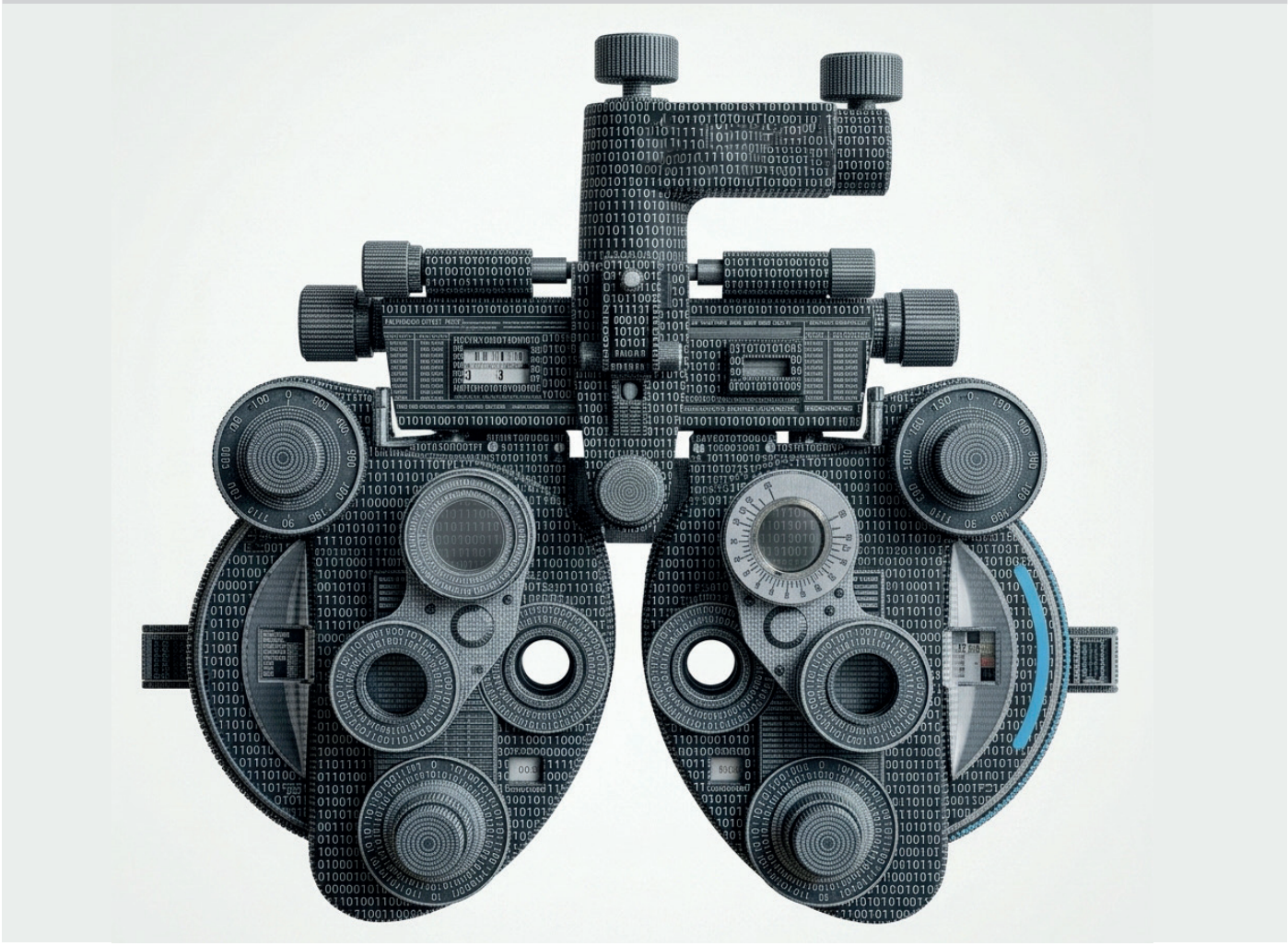
MINICURRÍCULO

Antonio Catharino é executivo global sênior com mais de 30 anos de experiência em estratégia, gestão de pessoas, transformação organizacional e operações, com atuação global. Construiu sua carreira em consultoria e em posições de liderança em empresas globais como PepsiCo, Syngenta e Serasa Experian, liderando transformações organizacionais e de RH em larga escala. Sua experiência concentra-se em planejamento estratégico de pessoas, modelos operacionais, efetividade organizacional, serviços compartilhados, tecnologia, *people analytics* e aplicação de IA à gestão e à tomada de decisão. É mestrando em Administração de Empresas pela FGV EAESP, com créditos acadêmicos concluídos e dissertação em fase de defesa, desenvolvendo pesquisa sobre o impacto da IA no planejamento estratégico de pessoas. Sua atuação integra experiência executiva e rigor acadêmico, com foco na interseção entre estratégia, pessoas, capacidades organizacionais, dados e IA.
Renato Souza é mestre em Engenharia de Produção pela UFSC e doutor em Administração de Empresas pela Escola de Administração de Empresas de São Paulo (FGV EAESP). É professor na FGV EAESP nas áreas de Liderança, Gestão de Pessoas e Estudos Organizacionais. Atuou em grandes empresas, como Unilever, Barclays Bank, Mondelez International e Heineken, por mais de 25 anos. Colabora com o Centro de Estudos em Organizações e Pessoas da FGV EAESP e, atualmente, dedica-se à pesquisa e à prática docente.

Submissão 22-01-2026. **Aprovação** 08-09-2026
Avaliado pelo sistema de revisão duplo-anônimo.
Os(as) avaliadores(as) não autorizaram a divulgação de sua identidade e relatório de avaliação por pares.
Versão original. DOI: https://doi.org/10.12660/gvexec.v25n4.2026.97349

POR QUE PROJETOS DE IA AGÊNTICA FALHAM NAS EMPRESAS BRASILEIRAS?

WHY AI AGENT PROJECTS FAIL IN BRAZILIAN ORGANIZATIONS?



Um modelo diagnóstico de fricções humanas e organizacionais baseado em pesquisa empírica com executivos

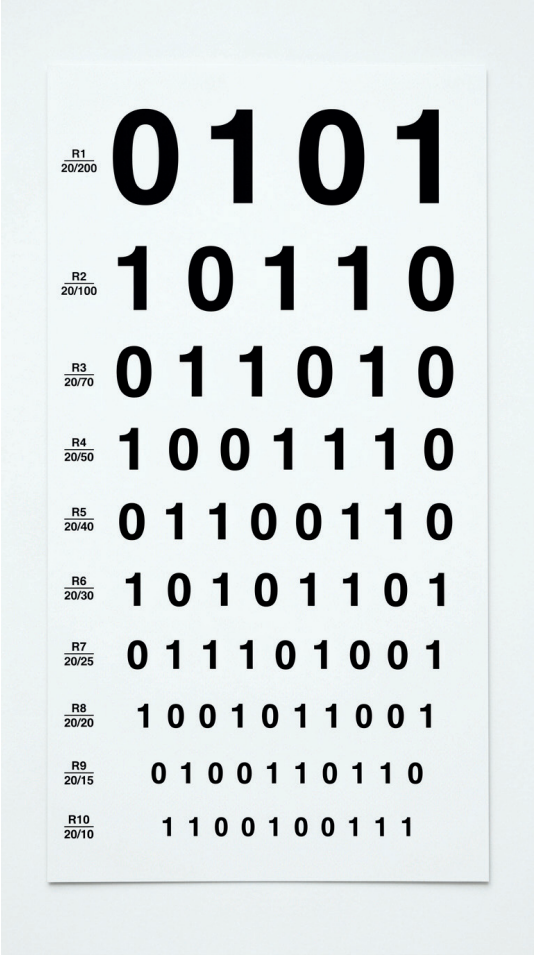
A diagnostic model of human and organizational frictions based on empirical research with executives

Leonardo Bertolucci Coelho | leonardo@ialto.com.br | ORCID: 0000-0002-7106-7603
IAlto Ltda, Taió, SC, Brasil

Juan Pablo D. Boeira | juanpablo@innovationcenter.com.br | ORCID: 0009-0007-0873-9132
Innovation Center, Porto Alegre, RS, Brasil

Luiza Bonin | luiza@ialto.com.br | ORCID: 0000-0001-7123-0012
IAlto Ltda, Taió, SC, Brasil

André Carlos Ponce de Leon Ferreira de Carvalho | andre@icmc.usp.br | ORCID: 0000-0002-4765-6459
Universidade de São Paulo, Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação, São Carlos, SP, Brasil



A difusão de Agentes de Inteligência Artificial (IA) no ambiente corporativo representa uma das transformações mais significativas do atual ciclo tecnológico. Diferentemente de sistemas de automação convencionais, os Agentes de IA são sistemas capazes de perceber contextos, raciocinar sobre objetivos e executar sequências de ações com crescente grau de autonomia. Essas características os distinguem de ferramentas tradicionais de suporte à decisão e os posicionam como parceiros funcionais no trabalho humano[1].

Resumo

Objetivo: propor um *framework* diagnóstico das fricções humanas e organizacionais na adoção de Agentes de Inteligência Artificial (IA) em empresas brasileiras.

Estado da arte: modelos de aceitação de tecnologia (TAM/Utaut) e a literatura sobre confiança em automação identificam barreiras cognitivas e organizacionais à adoção, mas ainda oferecem poucos referenciais empíricos específicos para sistemas agênticos no contexto brasileiro.

Escopo: *survey* exploratório estruturado com 48 executivos brasileiros, utilizando questões de seleção múltipla sobre 24 modos de falha predefinidos, totalizando 336 menções.

Originalidade: o estudo propõe um *framework* diagnóstico organizado em três camadas — modos de falha observáveis, clusters de causa raiz e *metaclusters* de intervenção — integradas por uma jornada temporal de cinco fases, mostrando que 31% das fricções surgem antes do go-live.

Impactos: o *framework* oferece um referencial para diagnosticar riscos e orientar intervenções em capacitação, gestão da mudança, design da solução e governança pós-implantação.

Palavras-chave: Agentes de IA, adoção de IA, fricções organizacionais, gestão da mudança, modelos mentais, transformação digital.

ODS: 8 – Trabalho decente e crescimento econômico, 9 – Indústria, inovação e infraestrutura, 17 – Parcerias e meios de implementação.

ABSTRACT

Objective: *To propose a diagnostic framework for human and organizational frictions in the adoption of Artificial Intelligence Agents by Brazilian companies.*

State of the art: *Technology acceptance models (TAM/UTAUT) and the literature on trust in automation identify cognitive and organizational barriers to adoption, but still provide limited empirical guidance specifically for agentic systems in the Brazilian context.*

Scope: *An exploratory structured survey was conducted with 48 Brazilian executives using multiple-response questions covering 24 predefined failure modes, generating a total of 336 mentions.*

Originality: *The study proposes a diagnostic framework organized into three layers—observable failure modes, root-cause clusters, and intervention meta-clusters—integrated by a five-phase adoption journey, showing that 31% of frictions emerge before go-live.*

Impacts: *The framework provides a practical reference for diagnosing risks and guiding interventions in capability building, change management, solution design, and post-implementation governance.*

Keywords: *AI agents, artificial intelligence adoption, organizational frictions, change management, mental models, digital transformation.*

SDGs: *8 – Decent Work and Economic Growth, 9 – Industry, Innovation and Infrastructure, 17 – Partnerships for the Goals.*

Contudo, a distância entre a promessa tecnológica e a adoção sustentável tem se mostrado sistematicamente subestimada. Relatórios de mercado indicam elevadas taxas de abandono de projetos-piloto de IA, atribuídas predominantemente a fatores não técnicos, como resistência das equipes, expectativas mal calibradas e ausência de infraestrutura organizacional de suporte[2]. No Brasil, esse fenômeno ganha relevância diante do crescimento acelerado das iniciativas de transformação digital em empresas de médio e grande portes, frequentemente sem investimentos proporcionais em capacitação e gestão da mudança[3].

Por que projetos com Agentes de IA falham nas empresas brasileiras? A pergunta é intencionalmente restrita às fricções humanas e organizacionais, assumindo que a solução técnica funciona conforme especificada. Essa delimitação não é arbitrária: ela emerge da observação direta do pesquisador principal em múltiplos projetos de implantação de Agentes de IA em empresas brasileiras. Em diversos casos, soluções tecnicamente bem desenvolvidas (sem falhas de código, arquitetura ou desempenho) foram abandonadas ou subutilizadas por razões que pouco tinham a ver com a tecnologia em si.

Essa recorrência motivou uma reflexão sistemática sobre o que, afinal, estava falhando nesses projetos. Confrontada com a literatura sobre aceitação de tecnologia, confiança em automação e gestão da mudança, e refinada em discussão com os demais autores, essa reflexão levou à elaboração dos 24 modos de falha não técnicos que estruturam este estudo. A delimitação encontra respaldo na literatura, que converge ao indicar que o principal gargalo da adoção de IA não está no código, mas nas pessoas e nos processos[4].

A contribuição central deste trabalho é dupla. Empiricamente, fornece um mapa estruturado das fricções de adoção percebidas por praticantes brasileiros. Conceitualmente, integra e operacionaliza conceitos provenientes de diferentes tradições teóricas (aceitação de tecnologia, confiança em automação, viés de automação e gestão da mudança) em um modelo diagnóstico coerente e acionável.

ESTADO DA ARTE

Agentes de IA são sistemas computacionais que, dado um objetivo, planejam e executam sequências de ações com crescente grau de autonomia, interagindo com ferramentas externas, dados e pessoas[5]. Essa autonomia não elimina o papel humano. Evidências empíricas mostram que 74% dos agentes dependem primariamente de avaliação humana (*human-in-the-loop evaluation*) para operar.[6]

Diferentemente de ferramentas passivas, que respondem a comandos e aguardam a próxima instrução, o Agente age, decide e produz consequências sem que o usuário inicie cada passo. Essa característica altera a natureza da interação entre usuário e tecnologia. Enquanto os modelos clássicos de aceitação, como TAM[7] e Utaut[8], procuram explicar por que um usuário adota ou rejeita uma tecnologia, sistemas agênticos introduzem uma questão adicional: quais tarefas podem ser delegadas ao agente e sob quais condições? Por isso, Aaron Baird e Likoebe Maruping[9] propõem que esses sistemas sejam compreendidos por uma lente de delegação, e não apenas de aceitação.

Há uma outra diferença a destacar. Os modelos clássicos foram concebidos para explicar a adoção da tecnologia após o primeiro contato. TAM e Utaut pressupõem que o usuário forma sua avaliação a partir da experiência de uso. Em Agentes de IA, contudo, a literatura de disconfirmação de expectativas demonstra que, quando expectativas pré-uso são elevadas e não confirmadas pela experiência, a descontinuação é mais intensa do que quando expectativas moderadas são confirmadas[10].

Agentes de IA combinam autonomia, aprendizado e inescrutabilidade — características que tornam a calibração de expectativas antes do primeiro contato estruturalmente difícil[11]. Adicionalmente, crenças pré-adoção e pós-adoção possuem antecedentes distintos: a fase anterior ao *go-live* é dominada por influência normativa e imagem percebida, não por experiência direta[12]. Isso sustenta tratar a preparação pré-uso como etapa própria do ciclo de adoção.

Uma dimensão adicional de falha opera em escala de tempo diferente: o colapso pós-piloto. A literatura de Sistemas de Informação distingue adoção inicial de uso sustentado como fenômenos com antecedentes próprios: satisfação e utilidade confirmada pós-uso são os determinantes do *continuance*, independentemente das variáveis que predizem a adoção inicial[13]. Isso significa que um projeto pode superar as fricções de implantação e ainda assim colapsar por ausência de suporte estruturado, falta de *champion* interno[14] ou seleção inadequada do caso de uso. Essas fragilidades só se tornam visíveis após a aparente estabilização do piloto.

Prontidão organizacional para IA envolve alinhamento estratégico, recursos, cultura, conhecimento e dados, não apenas infraestrutura técnica[15]. Especificamente no contexto brasileiro, a dependência de patrocínio por um executivo individual figura como alavanca crítica que condiciona o avanço na jornada de transformação digital, tornando projetos de IA no Brasil particularmente vulneráveis à descontinuidade de patrocínio[16].

Nenhum estudo empírico identificado trata especificamente das fricções organizacionais em projetos de Agentes de IA no contexto brasileiro. Para preencher essa lacuna, este estudo desenvolve e aplica um instrumento de pesquisa voltado à identificação dessas fricções, organizando os resultados em um *framework* diagnóstico para apoiar sua compreensão e gestão.

MÉTODO

Este estudo adotou um *survey* exploratório estruturado, de natureza descritiva e propositiva, com seleção múltipla de modos de falha predefinidos e quantificação por frequência de menções. O estudo não buscou estimar prevalência populacional, validar dimensões latentes nem testar hipóteses causais: seu objetivo foi organizar percepções de praticantes em um modelo diagnóstico preliminar, passível de refinamento em investigações subsequentes. Esse posicionamento é coerente com o estágio ainda incipiente da literatura empírica sobre fricções de adoção de Agentes de IA no contexto brasileiro.

A pergunta central do instrumento foi: "A falha do Agente poderia ser explicada por qual(is) do(s) motivo(s) abaixo?". Os respondentes selecionaram, entre 24 alternativas predefinidas, todas as fricções que reconheciam em sua experiência organizacional (seleção múltipla irrestrita). A unidade de análise foi a frequência de menção de cada fricção, não o número de pessoas que experimentaram cada falha.

Os 24 modos de falha foram elaborados em quatro etapas. Na primeira, o pesquisador principal gerou um conjunto inicial de fricções potenciais a partir de experiência direta na implantação de Agentes de IA em empresas brasileiras de pequeno, médio e grande portes. Na segunda, os modos iniciais foram refinados conceitualmente com base em literatura das áreas de aceitação de tecnologia, confiança em automação e gestão da mudança, assegurando coerência com construtos estabelecidos e eliminando redundâncias. Na terceira, o instrumento foi submetido a avaliação por coautores e praticantes com experiência em projetos de IA, em processo de validação preliminar de face e conteúdo (avaliação qualitativa de clareza, relevância e suficiência dos itens, sem envolver testes estatísticos ou análise fatorial). Na quarta, após a coleta, os modos foram agrupados analiticamente em *clusters* por afinidade conceitual, em discussão entre os coautores. Ressalta-se que essa validação não foi independente, uma vez que os revisores eram coautores e praticantes próximos ao pesquisador principal (limitação declarada e consistente com o caráter exploratório do estudo). O instrumento foi aplicado via Google Forms em dezembro de 2025.

A amostra foi composta por 48 respondentes brasileiros, recrutados por duas vias: pela rede profissional dos pesquisadores (19 respondentes) e por um grupo de discussão sobre IA vinculado à rede Mercado & Opinião (29 respondentes). Entre os respondentes identificados, aproximadamente 87% ocupam posições de *C-level*, diretoria ou proprietários de empresas; os demais são consultores especializados e gestores de projetos de transformação digital. O porte das organizações representadas é heterogêneo: o subgrupo recrutado pela rede dos pesquisadores é composto predominantemente por empresas de pequeno porte no setor de TI, enquanto o subgrupo Mercado & Opinião é formado por executivos de grandes empresas com faturamento superior a R$ 1 bilhão, atuando em setores diversos. Todos os respondentes com perfil identificado declararam experiência direta na condução de projetos de IA em suas organizações. Essa heterogeneidade de porte e setor reduziu o risco de que os padrões de fricção identificados sejam artefatos de um contexto organizacional específico.

Tabela 1.

Fundamentação teórica dos clusters analíticos

Cluster de causa raiz	Descrição	Fundamentação conceitual
Desalinhamento de expectativas	Expectativas irreais sobre capacidades, autonomia e previsibilidade dos agentes.	Disconfirmação de expectativas; características ontológicas da IA; crenças pré-adoção[17]
Lacunas de conhecimento	Compreensão insuficiente sobre o funcionamento, os limites e as formas adequadas de interação com agentes.	*AI literacy*[18]; modelos mentais em times humano-IA[19]
Dinâmicas de confiança	Perda de confiança, percepção de risco e resistência ao uso dos agentes.	Assimetria de confiança; resistência política em SI; resistência multinível[20]
Restrições cognitivas	Limitações de capacidade para supervisionar, interpretar e incorporar agentes à rotina de trabalho.	Supervisão humano-no-*loop*; ironias da IA[21]
Adequação ao fluxo de trabalho	Desalinhamento entre agentes, tarefas, processos e sistemas organizacionais.	*Task-technology fit*[22]; envelopamento sociotécnico[23]
Infraestrutura organizacional	Insuficiência de condições organizacionais para sustentar a implantação e a continuidade do uso dos agentes.	*Continuance* em SI; teoria do *champion*; prontidão para IA[24]
Erros de seleção de caso de uso	Escolha inadequada de tarefas ou processos para aplicação de agentes de IA.	Falha em projetos de IA[25]; *task-technology fit*[26]

As 336 menções coletadas foram analisadas em três etapas analíticas sequenciais: 1) os 24 modos de falha foram agrupados em sete clusters de causa raiz por agrupamento analítico-dedutivo de afinidade conceitual, informado pela literatura e refinado por discussão entre os coautores (Tabela 1); 2) os sete clusters foram reorganizados em quatro *metaclusters* de intervenção, orientados pela pergunta: "Que tipo de ação organizacional endereça este *cluster*?"; e 3) cada modo de falha foi posicionado em uma jornada temporal de cinco fases, identificando em qual momento do ciclo de adoção a fricção tipicamente se manifesta pela primeira vez. A fase temporal não foi selecionada pelos respondentes: foi atribuída analiticamente pelos autores com base no momento em que cada fricção tende a emergir no ciclo de adoção, conforme padrões observados na experiência aplicada e consistentes com a literatura sobre ciclos de implementação de tecnologia.

RESULTADOS

Os resultados revelam um padrão consistente de fricções ao longo do ciclo de adoção, sintetizado no *framework* diagnóstico proposto (referido nas seções seguintes como "*framework* proposto"). A frequência percentual de cada categoria é calculada em relação ao total de 336 menções, e não ao número de respondentes.

Camada 1: os 24 modos de falha observáveis

A Camada 1 representa as fricções na linguagem do dia a dia, aquilo que executivos e equipes percebem e descrevem quando um projeto de IA enfrenta dificuldades. A Tabela 1 apresenta a lista completa de 24 modos de falha, ordenados por número de votos, com indicação da fase temporal e do cluster de causa raiz correspondentes.

Tabela 2.

24 modos de falha observáveis em projetos de Agentes de IA

Modo de falha	Votos	Fase temporal	*Cluster* de causa raiz
Crença de que o agente resolve 100% do problema	31	Pré-implantação	Desalinhamento de expectativas
Crença de que o agente resolve o problema sozinho	30	Pré-implantação	Desalinhamento de expectativas
Subestimação da complexidade da tarefa	21	Pré-implantação	Lacunas de conhecimento
Medo de interferir por falta de compreensão do agente	19	Uso inicial	Lacunas de conhecimento
Definição inadequada das responsabilidades pelos dados de entrada	19	Implantação inicial	Adequação ao fluxo de trabalho
Ausência de infraestrutura de suporte no pós-implantação	19	Percepção tardia	Infraestrutura organizacional
Perda de confiança após um único erro do agente	18	Uso inicial	Dinâmicas de confiança
Modelo mental equivocado (agente como "*app*" controlável)	18	Implantação inicial	Lacunas de conhecimento
Confusão entre modo agêntico e modo manual	15	Implantação inicial	Lacunas de conhecimento
Medo de substituição do funcionário	14	Pré-implantação	Dinâmicas de confiança
Escolha inadequada da tarefa para o agente	14	Percepção tardia	Erros de seleção de caso de uso
Ausência de *champion*/patrocinador no pós-implantação	14	Percepção tardia	Infraestrutura organizacional
Falta de integração dos outputs aos sistemas legados	13	Uso contínuo	Adequação ao fluxo de trabalho
Dificuldade de adaptação à nova rotina agêntica	12	Uso inicial	Restrições cognitivas
Medo de sugerir mudanças ("pode travar tudo")	10	Uso contínuo	Infraestrutura organizacional
Escolha de tarefa de baixo valor para o agente	10	Percepção tardia	Erros de seleção de caso de uso
Sobrecarga cognitiva ("impossível revisar tudo")	9	Uso contínuo	Restrições cognitivas
Paralisação à espera do "sistema pronto"	9	Implantação inicial	Infraestrutura organizacional
Exigência de visibilidade total em ferramenta opaca	8	Pré-implantação	Desalinhamento de expectativas
Escolha inadequada de plataforma/interface	8	Implantação inicial	Adequação ao fluxo de trabalho
Desejo de maior participação do funcionário no processo agêntico	7	Uso contínuo	Desalinhamento de expectativas
Lentidão excessiva do agente (latência)	7	Uso inicial	Restrições cognitivas
Dinâmica de competição/exposição (agente "revela" padrões)	6	Uso contínuo	Dinâmicas de confiança
Produtividade excessiva do agente (estresse/sobrecarga)	5	Uso contínuo	Restrições cognitivas

Nota: Elaborado pelos autores a partir dos dados da pesquisa (n=48; total de menções=336; resposta múltipla).

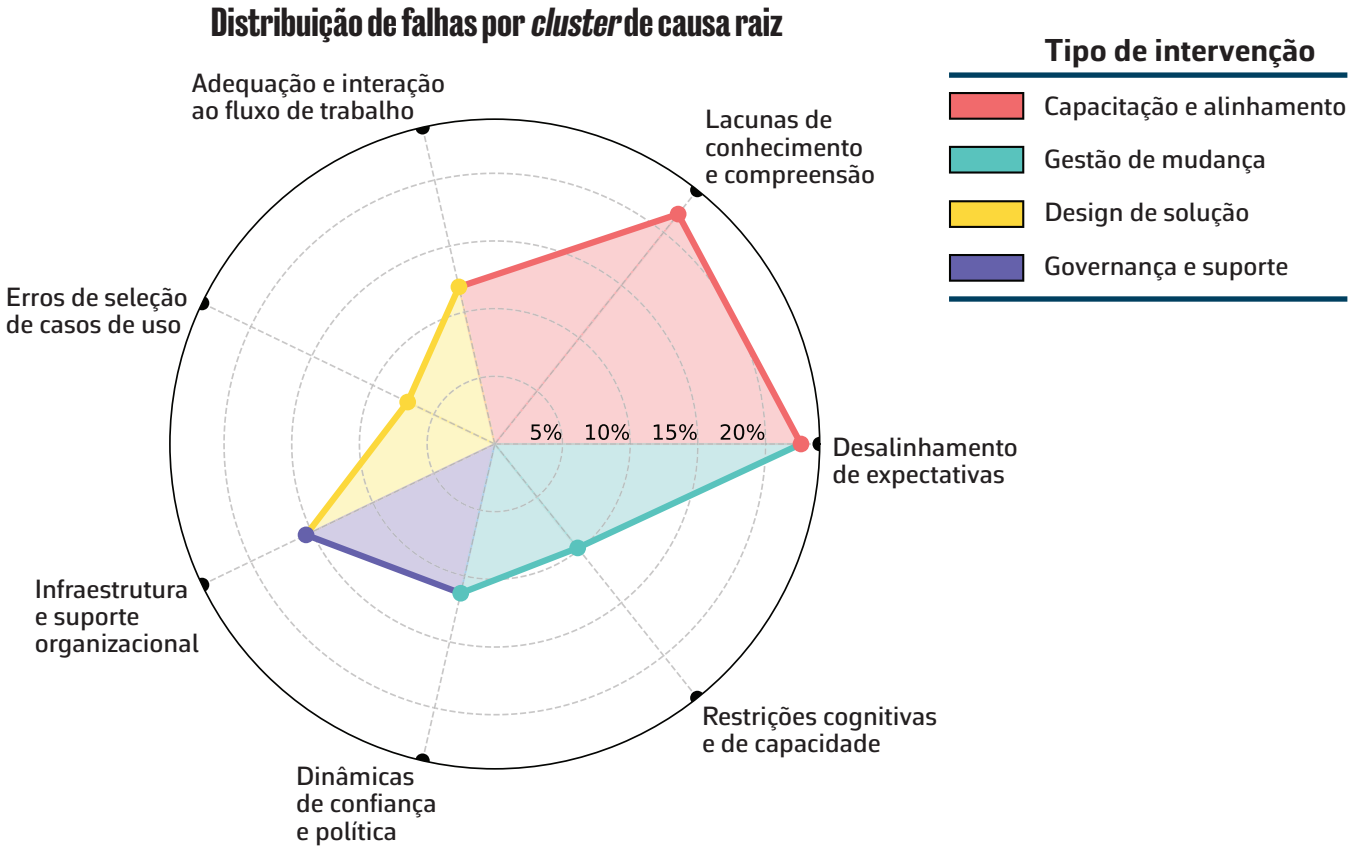
Os dois modos mais citados — "Crença de que o agente resolve 100% do problema" (31 votos; 9,2%) e "Crença de que o agente resolve o problema sozinho" (30 votos; 8,9%) — pertencem à fase pré-implantação e apontam para um "paradoxo pré-implantação": a adoção fracassa antes mesmo de começar, condicionada por expectativas de onisciência e autonomia que nenhum sistema agêntico disponível é projetado para atender.

Camada 2: os 7 *clusters* de causa raiz

Os sete *clusters* identificados distribuem-se da seguinte forma: Desalinhamento de expectativas (76 menções; 22,6%), Lacunas de conhecimento e compreensão (73; 21,7%), Infraestrutura e suporte organizacional (52; 15,5%), Adequação e integração ao fluxo de trabalho (40; 11,9%), Dinâmicas de confiança e política (38; 11,3%), Restrições cognitivas e de capacidade (33; 9,8%) e Erros de seleção de caso de uso (24; 7,1%). A Figura 2 apresenta essa distribuição visualmente.

Figura 1.

Distribuição percentual das menções por *cluster* de causa raiz (base=336; resposta múltipla)



Juntos, "Desalinhamento de expectativas" e "Lacunas de conhecimento e compreensão" respondem por 44,3% de todas as fricções identificadas. Esse resultado aponta para a dimensão cognitiva e educacional como o vetor dominante de falha na adoção de Agentes de IA. Os dois *clusters* diretamente relacionados à tecnologia — "Adequação e integração ao fluxo de trabalho" (11,9%) e "Erros de seleção de caso de uso" (7,1%) — somam apenas 19% das menções, sugerindo que os principais pontos de atenção percebidos pelos respondentes se concentram em dimensões humanas, cognitivas e organizacionais.

Camada 3: os 4 *metaclusters* de intervenção

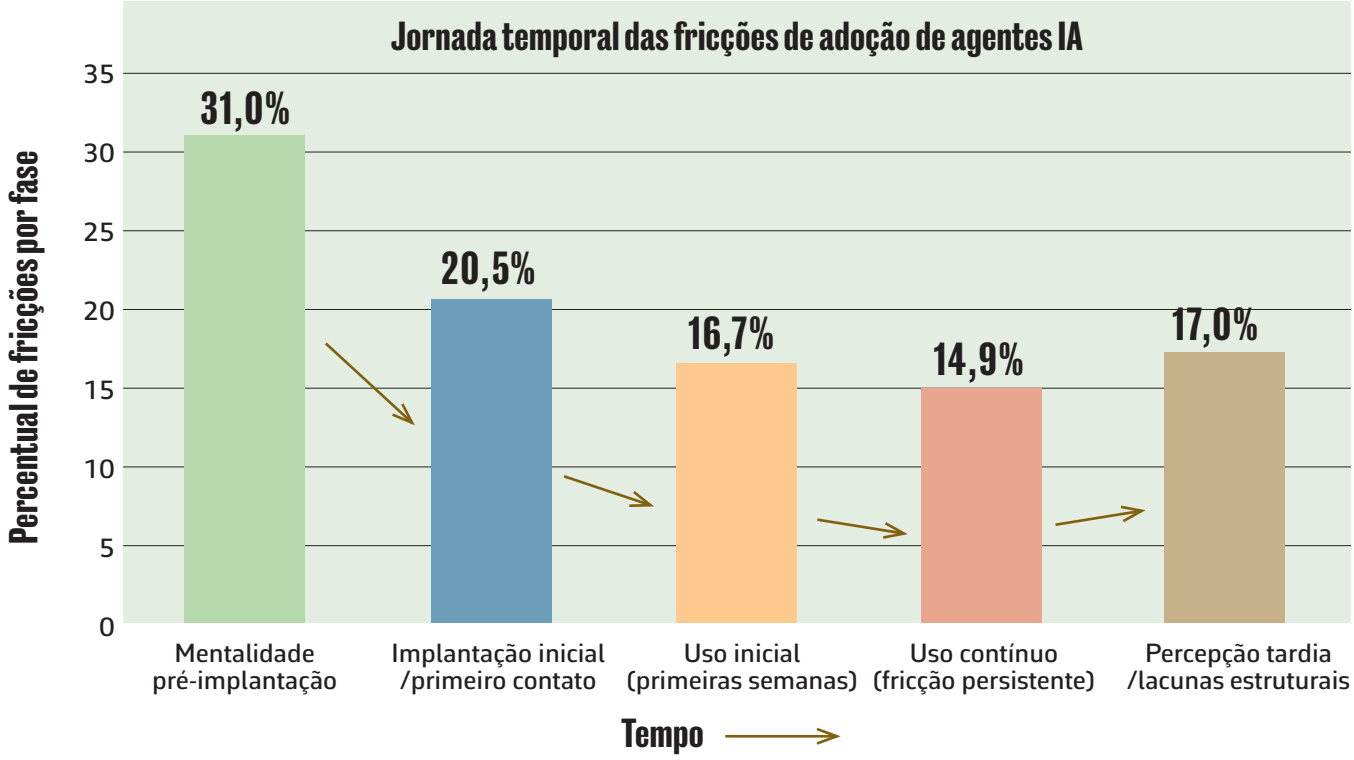
A Camada 3 organiza os *clusters* de causa raiz em quatro *metaclusters* estratégicos, orientados pela pergunta: "Que tipo de intervenção organizacional endereça este conjunto de fricções?": a) Capacitação e Alinhamento (44,3% das menções), que abrange desalinhamento de expectativas e lacunas de conhecimento; b) Gestão da Mudança (21,1%), que engloba dinâmicas de confiança/política e restrições cognitivas/capacidade; c) Design de Solução (19,0%), que abarca adequação ao fluxo de trabalho e erros de seleção de caso de uso; e d) Governança e Suporte (15,5%), que inclui infraestrutura e suporte organizacional.

A jornada temporal: quando as fricções aparecem

Os modos de falha também podem ser lidos ao longo de uma jornada temporal de cinco fases. A distribuição por fase revela: Mentalidade pré-implantação (104 menções; 31,0%), Implantação inicial/Primeiro contato (69; 20,5%), Percepção tardia/Lacunas estruturais (57; 17,0%), Uso inicial — primeiras semanas (56; 16,7%) e Uso contínuo — fricção persistente (50; 14,9%). A Figura 2 apresenta essa distribuição visualmente.

Figura 2.

Jornada temporal das fricções de adoção de Agentes de IA: distribuição percentual das menções por fase do ciclo de implantação (base=336, resposta múltipla)



Nota. As setas indicam a sequência temporal das fases.

A leitura temporal evidencia três padrões complementares. Primeiro, a concentração de fricções antes do *go-live* (31% na fase pré-implantação) sugere que o risco de insucesso é frequentemente construído ainda na fase de concepção, quando expectativas e modelos mentais são definidos e ansiedades organizacionais se consolidam. Segundo, observa-se um "vale de adoção" nas fases iniciais (implantação e primeiras semanas), no qual papéis ainda estão em ajuste e pequenos deslizes do Agente tendem a ter efeito desproporcional sobre a confiança. Terceiro, há um padrão de "recaída tardia" (o "piloto que morre depois" (17%)), quando dívidas estruturais de governança, suporte e validação do caso de uso só se tornam visíveis após a aparente estabilização do piloto.

DISCUSSÃO

Quase metade das fricções identificadas (44,3%) concentra-se em apenas dois clusters: desalinhamento de expectativas e lacunas de conhecimento. Fred Davis[27], já em 1989, apontava que a percepção de utilidade e a de facilidade de uso são fundamentalmente construídas socialmente, dependentes das expectativas prévias do usuário. No caso de Agentes de IA, esse processo é amplificado pelo fenômeno do antropomorfismo[28]: a "aparência" de inteligência conversacional cria expectativas de onisciência e autonomia que os sistemas não são projetados para cumprir. Estudos recentes mostram como a supervisão humana é estruturalmente necessária na implementação de sistemas agênticos[29]. Organizações que não preparam seus times para o papel de revisor ativo correm o risco de vivenciar o "paradoxo pré-implantação" identificado neste estudo.

Do ponto de vista da gestão, as primeiras semanas de uso são o período de maior risco para o projeto. A importância de falhas por perda de confiança nos agentes após um único erro confirma achados da literatura acadêmica[30]. O conceito de "tolerância zero a erros" que emerge dos dados é preocupante em contextos de IA agêntica, em que erros ocasionais são inerentes à natureza probabilística dos sistemas. Gestores precisam construir ativamente uma "cultura de erro como aprendizado" antes e durante a implantação.

A fase de "Percepção tardia/Lacunas estruturais" (17% das fricções) revela o padrão do "piloto que morre depois": projetos que aparentemente funcionaram no piloto, mas colapsam na operação contínua. Esse padrão é consistente com o que John Kotter[31] identifica como ausência de consolidação de ganhos e de institucionalização da mudança. No contexto brasileiro, Lia Piovesan, Antônio Thomé, Rodrigo Caiado e Renan Santos (2026)[32] indicam que a dependência de patrocínio executivo individual torna projetos especialmente vulneráveis quando esse patrocínio é removido, resultado que encontra eco direto no modo de falha "ausência de *champion*/patrocinador no pós-implantação" (14 votos).

Esses achados não são independentes: formam um sistema de fricções que se reforçam mutuamente ao longo da jornada de adoção. Três mecanismos ajudam a compreender essa dinâmica.

Primeiro, o desalinhamento de expectativas na fase pré-implantação amplia o colapso de confiança nas primeiras semanas de uso. Quando o usuário chega ao primeiro contato esperando autonomia e completude que o agente não oferece, o primeiro erro é medido contra um padrão irrealista. Isso torna a destruição de confiança não apenas mais provável, mas mais intensa e mais difícil de reverter.

Segundo, as lacunas de conhecimento e compreensão bifurcam-se em duas trajetórias de falha distintas a partir de uma mesma raiz cognitiva: de um lado, o usuário sem modelo mental adequado tende a revisar tudo que o agente produz, anulando os ganhos de produtividade esperados[33]; de outro, a mesma incompreensão leva à definição inadequada de quem fornece o que ao agente e de quando intervir, gerando responsabilidades de *input* mal delimitadas e confusão no modo híbrido[34]. Ambas as trajetórias manifestam-se com intensidade distinta ao longo da jornada: a sobrecarga cognitiva tende a emergir nas primeiras semanas de uso, enquanto a falha de encaixe se consolida já na implantação inicial.

Terceiro, a ausência de governança na fase pré-implantação produz dívida estrutural que só se torna visível tardiamente: projetos que não definiram *champion*, suporte e critérios de validação do caso de uso antes do go-live acumulam passivos que emergem exatamente quando o piloto parece ter sido bem-sucedido (o padrão do "piloto que morre depois"). O alinhamento de expectativas antes do *go-live* é condição necessária (mas não suficiente) para evitar o colapso de confiança nas primeiras semanas; e a governança pós-piloto precisa ser desenhada antes da implantação, não como resposta a problemas que já se manifestaram.

IMPLICAÇÕES TEÓRICAS E PRÁTICAS

Este estudo traz contribuições teóricas e práticas. Em termos de contribuições teóricas, destacam-se quatro principais. Primeiro, este estudo operacionaliza construtos abstratos da literatura de aceitação de tecnologia e confiança em automação em fricções concretas e observáveis, diretamente utilizáveis para diagnóstico organizacional. Segundo, introduz a dimensão temporal como eixo organizador, complementando modelos transversais como TAM/Utaut com uma perspectiva longitudinal do ciclo de adoção. Terceiro, contextualiza esses fenômenos no ambiente organizacional brasileiro, em que características recorrentes (como adoção fortemente dependente de patrocínio executivo[35] e heterogeneidade de maturidade digital entre setores) modulam a intensidade das fricções identificadas. Quarto, e mais diretamente em resposta às lacunas dos modelos existentes: TAM e Utaut modelam intenção de uso pressupondo que o

usuário já interagiu com o sistema, enquanto este estudo evidencia que aproximadamente 31% das fricções emergem antes desse primeiro contato. Essa fase pré-implantação — dominada por expectativas irrealistas — não é captada pelos modelos de aceitação convencionais e constitui o principal ponto de avanço teórico deste *framework* diagnóstico. Embora essas tradições sejam frequentemente mobilizadas de maneira separada na literatura, a contribuição deste artigo está em integrá-las em um modelo único organizado por modos de falha observáveis, clusters de causa raiz e fases temporais de adoção, tornando-as operacionais para o diagnóstico organizacional.

Em termos de contribuições práticas, quatro achados merecem atenção dos gestores. Primeiro, mais de 80% das fricções identificadas estão associadas a fatores humanos e organizacionais, sugerindo que as organizações não devem se ater unicamente à otimização técnica, mas também à preparação das pessoas e da organização. Segundo, o risco de falha começa antes da implantação: 31% das fricções emergem na fase pré-implantação, indicando que a gestão de expectativas e a preparação cognitiva das equipes constituem dimensões críticas, frequentemente subestimadas na prática gerencial. Terceiro, a confiança é assimétrica e frágil: um único erro do agente pode comprometer a confiança construída ao longo de semanas. Por fim, a sustentabilidade dos projetos depende da governança pós-implantação: iniciativas sem *champion*, suporte estruturado e validação rigorosa do caso de uso tendem a perder tração após a fase-piloto.

Com base nos achados, propõe-se um roteiro executivo organizado pelas cinco fases da jornada temporal identificada no estudo. A Tabela 3 traduz o *framework* diagnóstico em perguntas de diagnóstico e ações concretas para cada fase.

Tabela 3.

Roteiro executivo para reduzir fricções na adoção de Agentes de IA

Fase	Sinais de risco	Perguntas diagnósticas	Ações recomendadas	*Metacluster*
Pré-implantação	Expectativas irrealistas, ansiedade de substituição, demanda por visibilidade total	• O time sabe o que o agente não faz? • Estão definidos os papéis humanos pós-implantação?	• Realizar *workshop* de alinhamento de expectativas e limites do agente com usuários, liderança e patrocinadores • Comunicar explicitamente as responsabilidades que permanecem sob controle humano	Capacitação e Alinhamento
Implantação inicial/ Primeiro contato	*Inputs* mal definidos, confusão sobre quando usar agente vs. operar manualmente, paralisação por indefinição	• Está claro quem fornece o que ao agente? • Foi definido quando a equipe deve operar manualmente?	• Definir um protocolo de operação híbrida • Estabelecer matriz de responsabilidades pelos *inputs*, critérios explícitos para intervenção humana e fluxo de exceção para situações fora do escopo do agente	*Design* de Solução
Uso inicial (primeiras semanas)	Baixa tolerância ao erro, medo de interferir, dificuldade de adaptação à nova rotina	• Há clareza em como o primeiro erro visível do agente será tratado? • A equipe sabe quando e como intervir?	• Implementar protocolo de primeiros erros: enquadrar falhas iniciais como oportunidades de melhoria, e não como evidência de fracasso • Oferecer suporte intensivo e canal de dúvidas de fácil acesso	Gestão da Mudança
Uso contínuo	Sobrecarga cognitiva de revisão, outputs que não integram sistemas legados, fricções persistentes não resolvidas	• O agente reduziu ou apenas deslocou o trabalho? • A integração com os sistemas existentes está funcionando?	• Revisar a carga cognitiva de supervisão e redesenhar o fluxo, se necessário • Auditar a integração com os sistemas legados • Coletar *feedback* estruturado da equipe sobre fricções persistentes	*Design* de Solução/ Gestão da Mudança
Pós-piloto/ Percepção tardia	Perda de engajamento após piloto, ausência de *champion*, caso de uso de baixo valor revelado tarde	• Há um responsável pelo agente após o piloto? • O caso de uso ainda faz sentido estratégico?	• Designar formalmente um *champion* interno, definindo mandato, métricas e periodicidade de revisão • Estabelecer responsabilidades pela manutenção do agente, coleta de *feedback* e articulação com equipe técnica • Revisar o valor do caso de uso e estabelecer métricas de acompanhamento de longo prazo	Governança e Suporte

Nota: Elaborado pelos autores com base nos resultados da pesquisa. *Metaclusters* conforme framework proposto (Figura 1).

Este estudo apresenta limitações inerentes ao seu caráter exploratório. A amostra é não probabilística e relativamente reduzida (n = 48), o que impede generalizações estatísticas e torna os resultados mais adequados à proposição de um *framework* diagnóstico do que à estimação de prevalências populacionais. Além disso, os 24 modos de falha foram definidos previamente pelos autores a partir de experiência aplicada e posteriormente refinados à luz da literatura, o que restringe a identificação de fricções não contempladas pelo instrumento. Os *clusters* analíticos e a dimensão temporal propostos constituem interpretações derivadas da análise dos autores e ainda carecem de validação quantitativa.

Essas limitações apontam para uma agenda de pesquisa que inclui estudos longitudinais acompanhando projetos reais ao longo das cinco fases propostas, de modo a validar a sequência e a intensidade das fricções; investigações sobre o papel de moderadores contextuais, como cultura organizacional, maturidade digital e setor de atividade; replicações em outros países da América Latina, permitindo identificar padrões culturais na adoção de Agentes de IA; e estudos *quasi*-experimentais que avaliem a efetividade do *framework* e das intervenções propostas para reduzir fricções e aumentar a sustentabilidade da implantação de agentes.

NOTAS

1. Russell, S., & Norvig, P. (2021). Artificial intelligence: A modern approach (4a ed.). Pearson; Wang, L., Ma, C., Feng, X., Zhang, Z., Yang, H., Zhang, J., Chen, Z., Tang, J., Chen, X., Lin, Y., Zhao, W. X., Wei, Z., & Wen, J. (2024). A survey on large language model based autonomous agents. *Frontiers of Computer Science, 18*(6), Article 186345. https://doi.org/10.1007/s11704-024-40231-1

2. Gartner. (2024). Hype cycle for artificial intelligence. Gartner Research; McKinsey Global Institute. (2023). *The state of AI in 2023: Generative AI's breakout year*. McKinsey & Company.

3. FGV EAESP. (2023). Pesquisa anual do uso de TI nas empresas. Fundação Getulio Vargas, Escola de Administração de Empresas de São Paulo.

4. Cai, C. J., Winter, S., Steiner, D., Wilcox, L., & Terry, M. (2019). "Hello AI": Uncovering the onboarding needs of medical practitioners for human-AI collaborative decision-making. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction, 3*(CSCW), 1-24. https://doi.org/10.1145/3359206; Davenport, T. H., & Ronanki, R. (2018). Artificial intelligence for the real world. Harvard Business Review, 96(1), 108-116. https://hbr.org/2018/01/artificial-intelligence-for-the-real-world

5. Wooldridge, M., & Jennings, N. R. (1995). Intelligent agents: Theory and practice. *The Knowledge Engineering Review, 10*(2), 115-152. https://doi.org/10.1017/S0269888900008122; Russell, S., & Norvig, P. (2021). Artificial intelligence: A modern approach (4a ed.). Pearson.

6. Pan, M. Z., Arabzadeh, N., Cogo, R., Zhu, Y., Xiong, A., Agrawal, L. A., Mao, H., Shen, E., Pallerla, S., Patel, L., Liu, S., Shi, T., Liu, X., Davis, J. Q., Lacavalla, E., Basile, A., Yang, S., Castro, P., Kang, D., Gonzalez, J. E., Sen, K., Song, D., Stoica, I., Zaharia, M., & Ellis, M. (2025). Measuring agents in production. arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2512.04123

7. Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly, 13*(3), 319-340. https://doi.org/10.2307/249008

8. Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., & Davis, F. D. (2003). User acceptance of information technology: Toward a unified view. MIS Quarterly, 27(3), 425-478. https://doi.org/10.2307/30036540

9. Baird, A., & Maruping, L. M. (2021). The next generation of research on IS use: A theoretical framework of delegation to and from agentic IS artifacts. MIS Quarterly, 45(1), 315-341. https://doi.org/10.25300/MISQ/2021/15882

10. Venkatesh, V., & Goyal, S. (2010). Expectation disconfirmation and technology adoption: Polynomial modeling and response surface analysis. MIS Quarterly, 34(2), 281-303.

11. Berente, N., Gu, B., Recker, J., & Santhanam, R. (2021). Managing artificial intelligence. MIS Quarterly, 45(3), 1433-1450.

12. Karahanna, E., Straub, D. W., & Chervany, N. L. (1999). Information technology adoption across time: A cross-sectional comparison of pre-adoption and post-adoption beliefs. MIS Quarterly, 23(2), 183-213.

13. Bhattacherjee, A. (2001). Understanding information systems continuance: An expectation-confirmation model. MIS Quarterly, 25(3), 351-370. https://doi.org/10.2307/3250921

14. Howell, J. M., & Higgins, C. A. (1990). Champions of technological innovation. Administrative Science Quarterly, 35(2), 317-341. https://doi.org/10.2307/2393393

15. Jöhnk, J., Weißert, M., & Wyrtki, K. (2021). Ready or not, AI comes: An interview study of organizational AI readiness factors. Business & Information Systems Engineering, 63(1), 5-20. https://doi.org/10.1007/s12599-020-00676-7

16. Piovesan, L. D., Thomé, A. M. T., Caiado, R. G. G., & Santos, R. S. (2026). From barriers to digital transformation pathways in Brazil and Germany. Sustainability, 18(1), 45. https://doi.org/10.3390/su18010045

17. Venkatesh, V., & Goyal, S. (2010). Expectation disconfirmation and technology adoption: Polynomial modeling and response surface analysis. MIS Quarterly, 34(2), 281-303; Berente, N., Gu, B., Recker, J., & Santhanam, R. (2021). Managing artificial intelligence. MIS Quarterly, 45(3), 1433-1450; Karahanna, E., Straub, D. W., & Chervany, N. L. (1999). Information technology adoption across time: A cross-sectional comparison of pre-adoption and post-adoption beliefs. MIS Quarterly, 23(2), 183-213.

18. Long, D., & Magerko, B. (2020). What is AI literacy? Competencies and design considerations. Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, 1-16. https://doi.org/10.1145/3313831.3376727
19. Bansal, G., Nushi, B., Kamar, E., Lasecki, W. S., Weld, D. S., & Horvitz, E. (2019). Beyond accuracy: The role of mental models in human-AI team performance. Proceedings of the AAAI Conference on Human Computation and Crowdsourcing, 7(1), 2-11. https://doi.org/10.1609/hcomp.v7i1.5285
20. Lee, J. D., & See, K. A. (2004). Trust in automation: Designing for appropriate reliance. Human Factors, 46(1), 50-80. https://doi.org/10.1518/hfes.46.1.50_30392; Markus, M. L. (1983). Power, politics, and MIS implementation. Communications of the ACM, 26(6), 430-444. https://doi.org/10.1145/358141.358148; Lapointe, L., & Rivard, S. (2005). A multilevel model of resistance to information technology implementation. MIS Quarterly, 29(3), 461-491. https://doi.org/10.2307/25148692
21. Fügener, A., Grahl, J., Gupta, A., & Ketter, W. (2021). Will humans-in-the-loop become Borgs? Merits and pitfalls of working with AI. MIS Quarterly, 45(3), 1527-1556. https://doi.org/10.25300/MISQ/2021/16553; Endsley, M. R. (2023). Ironies of artificial intelligence. Ergonomics, 66(11), 1656-1668. https://doi.org/10.1080/00140139.2023.2243404
22. Goodhue, D. L., & Thompson, R. L. (1995). Task-technology fit and individual performance. MIS Quarterly, 19(2), 213-236. https://doi.org/10.2307/249689
23. Asatiani, A., Malo, P., Nagbøl, P. R., Penttinen, E., Rinta-Kahila, T., & Salovaara, A. (2021). Sociotechnical envelopment of artificial intelligence: An approach to organizational deployment of inscrutable artificial intelligence systems. Journal of the Association for Information Systems, 22(2), 325-352. https://doi.org/10.17705/1jais.00664
24. Bhattacherjee, A. (2001). Understanding information systems continuance: An expectation-confirmation model. MIS Quarterly, 25(3), 351-370. https://doi.org/10.2307/3250921; Howell, J. M., & Higgins, C. A. (1990). Champions of technological innovation. Administrative Science Quarterly, 35(2), 317-341. https://doi.org/10.2307/2393393; Jöhnk, J., Weißert, M., & Wyrtki, K. (2021). Ready or not, AI comes: An interview study of organizational AI readiness factors. Business & Information Systems Engineering, 63(1), 5-20. https://doi.org/10.1007/s12599-020-00676-7
25. Schlegel, D., Schuler, K., & Westenberger, J. (2023). Failure factors of AI projects: Results from expert interviews. International Journal of Information Systems and Project Management, 11(3), 25-40. https://doi.org/10.12821/ijispm110302
26. Goodhue, D. L., & Thompson, R. L. (1995). Task-technology fit and individual performance. MIS Quarterly, 19(2), 213-236. https://doi.org/10.2307/249689
27. Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. MIS Quarterly, 13(3), 319-340. https://doi.org/10.2307/249008
28. Nass, C., Steuer, J., & Tauber, E. R. (1994). Computers are social actors. Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, 72-78. https://doi.org/10.1145/191666.191703; Epley, N., Waytz, A., & Cacioppo, J. T. (2007). On seeing the human: A three-factor theory of anthropomorphism. Psychological Review, 114(4), 864-886. https://doi.org/10.1037/0033-295X.114.4.864
29. Pan, M. Z., Arabzadeh, N., Cogo, R., Zhu, Y., Xiong, A., Agrawal, L. A., Mao, H., Shen, E., Pallerla, S., Patel, L., Liu, S., Shi, T., Liu, X., Davis, J. Q., Lacavalla, E., Basile, A., Yang, S., Castro, P., Kang, D., Gonzalez, J. E., Sen, K., Song, D., Stoica, I., Zaharia, M., & Ellis, M. (2025). Measuring agents in production. arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2512.04123
30. Lee, J. D., & See, K. A. (2004). Trust in automation: Designing for appropriate reliance. Human Factors, 46(1), 50-80. https://doi.org/10.1518/hfes.46.1.50_30392
31. Kotter, J. P. (1996). Leading change. Harvard Business School Press.
32. Piovesan, L. D., Thomé, A. M. T., Caiado, R. G. G., & Santos, R. S. (2026). From barriers to digital transformation pathways in Brazil and Germany. Sustainability, 18(1), 45. https://doi.org/10.3390/su18010045
33. Fügener, A., Grahl, J., Gupta, A., & Ketter, W. (2021). Will humans-in-the-loop become Borgs? Merits and pitfalls of working with AI. MIS Quarterly, 45(3), 1527-1556. https://doi.org/10.25300/MISQ/2021/16553
34. Bansal, G., Nushi, B., Kamar, E., Lasecki, W. S., Weld, D. S., & Horvitz, E. (2019). Beyond accuracy: The role of mental models in human-AI team performance. Proceedings of the AAAI Conference on Human Computation and Crowdsourcing, 7(1), 2-11. https://doi.org/10.1609/hcomp.v7i1.5285
35. Piovesan, L. D., Thomé, A. M. T., Caiado, R. G. G., & Santos, R. S. (2026). From barriers to digital transformation pathways in Brazil and Germany. Sustainability, 18(1), 45. https://doi.org/10.3390/su18010045

NOTA

O autor Leonardo Bertolucci Coelho utilizou o modelo de linguagem de grande escala Claude (Anthropic) como apoio na redação, revisão textual e verificação de referências bibliográficas do manuscrito. O autor revisou e editou integralmente todo o conteúdo produzido com apoio dessa ferramenta, assumindo total responsabilidade pelo conteúdo da publicação.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem aos seguintes profissionais pela participação na coleta de dados:
Almir Bolduan (sócio, Runus/Ezedy), Marcelo Busana (CEO, Quintus), João Victor Ockner (CTO, Qontrol IA/Qontrol), Yago Silveira (mentor de inteligência artificial), Luiz Antonio F.S. (EiAISolutions); e aos membros do "Grupo de Estudos IAs Autônomas", coordenado pelo Dr. Juan Pablo Boeira: Rafael de Carvalho (Analista de TI, Head Systems), Marcus Gabriel (Proteção e Controle, Axia Energia), Giovani Just (fundador, CodeStart Digital), Rafael Almeida (AI and Business Analytics, University of South Florida), Jaqueline Aguiar Kunzel, Felipe Schmidt (desenvolvedor e empreendedor de IA), Jefferson Oliveira (CEO, Automateall/head de Inovação em Gente & Gestão, Benel Transportes Logísticos), Fabiano Ferreira (CEO, Criapolis Inteligência Criativa), Diego Gonçalves (CEO, Parceiroaí), Tácito Viero (Ludifica), João Pedro Menanteaux (empreendedor de IA), Maikon Pinheiro da Rocha (CEO, Mk Consultoria Ambiental) e Lorenza Volponi (marketing estratégico). Agradecimentos especiais aos 29 participantes do grupo "Mercado & Opinião", cuja contribuição foi essencial para a composição da amostra.

CONFLITO DE INTERESSES

Os/as autores/as não têm conflitos de interesse a declarar.

CONTRIBUIÇÃO DE AUTORIA

Leonardo Bertolucci Coelho: Conceitualização, curadoria de dados, análise formal; Investigação; Metodologia; Administração de projetos; Recursos; Programas; Supervisão; Validação; Visualização; Redação – rascunho original; Redação – revisão e edição.
Juan Pablo D. Boeira: Administração de projetos; Recursos; Programas; Validação; Visualização; Redação – revisão e edição.
Luiza Bonin: Administração de projetos; Recursos; Programas; Supervisão; Validação; Visualização; Redação – revisão e edição.
André Carlos Ponce de Leon Ferreira de Carvalho: Supervisão; Validação; Visualização; Redação – revisão e edição.

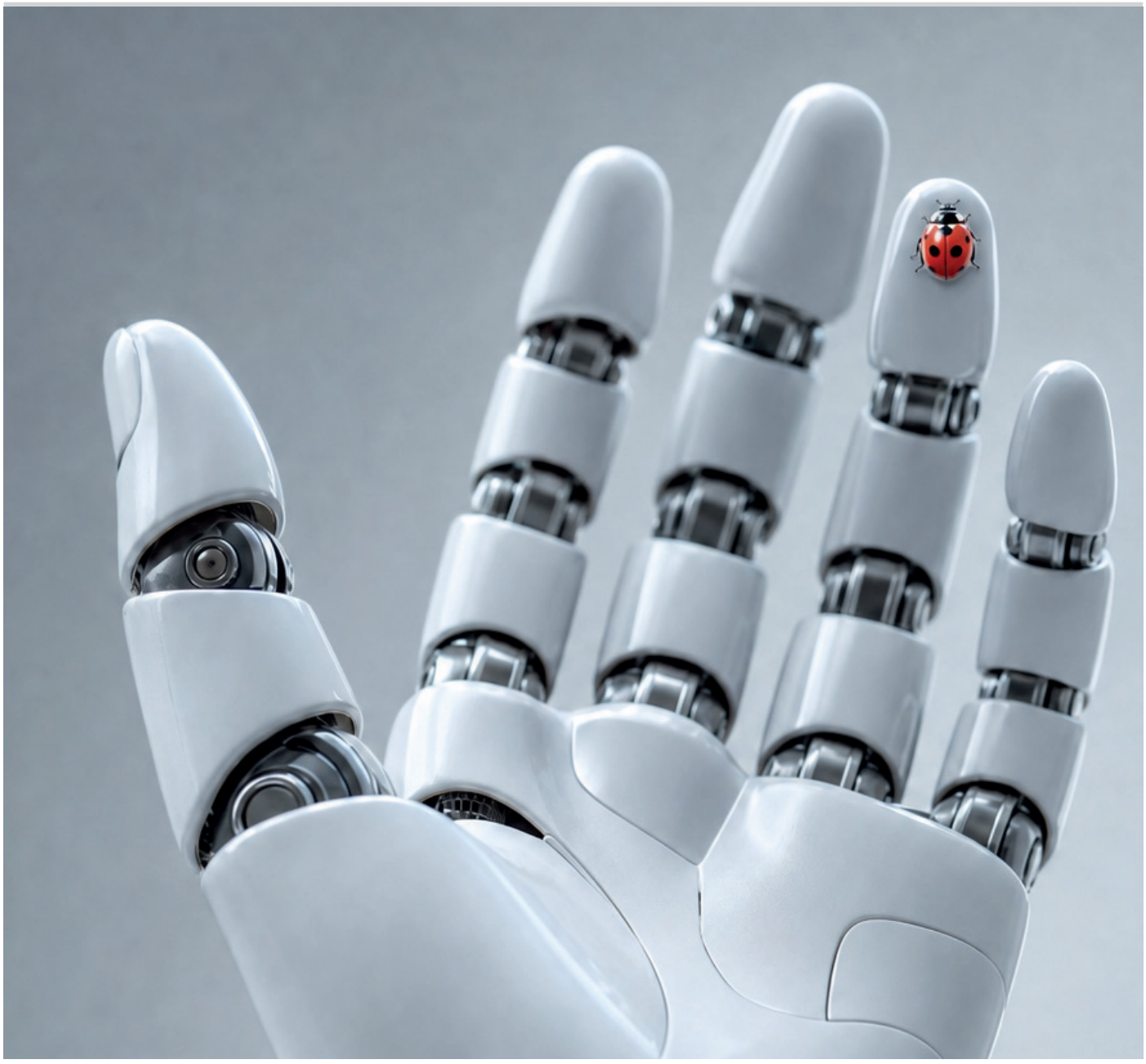
MINICURRÍCULO

Leonardo B. Coelho é doutor em Engenharia pela Université de Mons (Bélgica), com pós-doutorados na ULB e na VUB. É fundador e CTO da IAlto, consultoria especializada em IA.
Juan Pablo D. Boeira é doutor em Inovação e IA pela Unisinos, com pós-doutorado pela UFSC. É consultor e conselheiro em inovação e IA no Innovation Center.
Luiza Bonin é doutora em Engenharia pela Université de Mons (Bélgica), com pós-doutorado na Ghent University. É especialista em Inovação e Educação em IA na IAlto.
André Carlos Ponce de Leon Ferreira de Carvalho é doutor em Electronic Engineering pela University of Kent (Reino Unido). É professor titular do ICMC-USP, onde foi diretor, e Chief AI Officer da USP.

Submetido 03-03-2026. **Aprovado** 08-04-2026
Avaliado pelo sistema de revisão duplo-anônimo.
Primeiro(a) avaliador(a): não autorizou a divulgação de sua identidade e relatório de avaliação por pares.
Segundo(a) avaliador(a): Darci de Borba Santos Júnior | ORCID : 0000-0001-9851-5034 | Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada, Brasília, DF, Brasil; não autorizou a divulgação de seu relatório de avaliação por pares.
Versão original. DOI: https://doi.org/10.12660/gvexec.v25n4.2026.97666

CONFIANÇA E LEALDADE EM TEMPOS DE ALGORITMOS

TRUST AND LOYALTY IN THE ALGORITHMIC ERA



Como calibrar as decisões de automação e preservar a qualidade da relação com clientes

How to balance automation decisions to preserve the quality of customer relationships

Christiano A. Ranoya | christiano.ranoya@fgv.edu.br | ORCID: 0009-0006-0055-3045
Fundação Getulio Vargas, Escola de Administração de Empresas de São Paulo, São Paulo, SP, Brasil

Resumo

Objetivo: analisar como a inteligência artificial (IA) altera a construção da confiança e da lealdade no relacionamento com clientes.

Estado da arte: a literatura descreve ganhos de eficiência associados à IA, além de riscos como aversão algorítmica, falta de transparência decisória, perda de autonomia, sobrecarga cognitiva e fragilização da confiança. Falta traduzir essas discussões em critérios simples de decisão para gestores.

Originalidade: a contribuição está em propor o conceito de Inteligência Relacional Assistida e criar um instrumento aplicado à decisão gerencial integrando conceitos de confiança algorítmica, interação humano-IA, experiência do cliente e recuperação de serviços.

Impactos: o artigo apresenta uma matriz diagnóstica para apoiar gestores na calibragem da automação ao longo da jornada do cliente.

Palavras-chave: inteligência artificial, relacionamento com clientes, confiança, lealdade, decisão gerencial.

ODS: 8 – Trabalho decente e crescimento econômico, 9 – Indústria, inovação e infraestrutura, 12 – Consumo e produção responsáveis.

ABSTRACT

Objective: *To analyze how artificial intelligence (AI) is reshaping the development of trust and loyalty in customer relationships.*

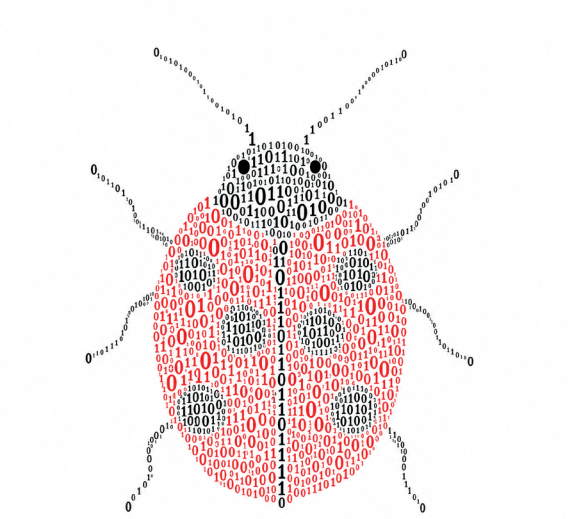
State of the art: *The literature documents efficiency gains associated with AI, as well as risks such as algorithm aversion, lack of decision transparency, loss of autonomy, cognitive overload, and erosion of trust. However, these insights have yet to be translated into practical decision criteria that managers can apply in everyday organizational settings.*

Originality: *This article introduces the concept of Assisted Relational Intelligence and proposes a managerial decision tool that integrates research on algorithmic trust, human–AI interaction, customer experience, and service recovery into a practical framework for calibrating automation decisions.*

Impacts: *The article presents a diagnostic matrix to help managers calibrate automation throughout the customer journey while preserving the quality of customer relationships.*

Keywords: *artificial intelligence, customer relationship management, trust, loyalty, managerial decision-making.*

SDGs: *SDG 8 – Decent Work and Economic Growth, SDG 9 – Industry, Innovation and Infrastructure, and SDG 12 – Responsible Consumption and Production.*



Quando sistemas automatizados assumem a prerrogativa da escolha[1], ela passa a influenciar diretamente os resultados do negócio. Ao recomendar, priorizar[2], responder, personalizar ou negar uma solicitação, ela passa a participar da relação com o cliente. Embora essa interação possa parecer simples para quem a observa de fora, sua natureza relacional mudou.

Hoje, o gestor enfrenta um desafio difícil de equacionar. Existe forte pressão para automatizar processos e reduzir custos, mas a régua para medir o sucesso continua sendo a mesma do passado: produtividade, escala e conversão. O problema é que a planilha não captura tudo o que importa. O gestor mede o que é fácil de medir, não necessariamente o que importa. Indicadores tradicionais ignoram o impacto na relação com o cliente. Na prática, o que a empresa celebra internamente como eficiência pode ser recebido na outra ponta como frieza, invasão ou descaso.

É essa lacuna que este artigo procura preencher. As organizações já dispõem de métricas consolidadas para acompanhar custo, tempo de resposta, conversão e produtividade, mas ainda contam com poucos instrumentos para avaliar quando a automação começa a comprometer confiança, autonomia, legibilidade das decisões e percepção de cuidado[3]. O risco costuma aparecer tardiamente, quando já se traduz em reclamações, abandono ou perda silenciosa da relação.

O maior desafio dos gestores quando o tema é a implementação de IA, é definir os limites de atuação dela no relacionamento com clientes. Em quais momentos a automação simplifica a experiência? Em quais começa a empobrecê-la? Quando a personalização gera valor e quando passa a comprometer a autonomia percebida? Em que situações o atendimento humano deve ser acionado como mecanismo de confiança e reparo?

Este artigo responde a essas questões com duas contribuições. A primeira é o conceito de Inteligência Relacional Assistida, entendido como o uso deliberado da IA para aumentar eficiência sem deteriorar os fundamentos da relação com o cliente. A segunda é uma matriz diagnóstica que traduz conceitos da literatura sobre confiança algorítmica, interação humano-IA, experiência do cliente e recuperação de serviços em sinais observáveis, riscos relacionais, decisões gerenciais e indicadores de acompanhamento.

Trata-se de artigo conceitual e propositivo. A matriz é apresentada como uma proposta analítica e estratégica, sem pretensão de constituir uma escala validada ou um modelo preditivo. Sua construção resulta da integração da literatura com a observação de práticas organizacionais em projetos de automação e relacionamento com clientes. Seu principal valor está em oferecer uma lógica gerencial para orientar decisões antes que ganhos de eficiência produzam efeitos relacionais difíceis de corrigir.

O PROBLEMA GERENCIAL DA AUTOMAÇÃO RELACIONAL

A IA já opera como infraestrutura básica em muitos pontos de contato e jornadas de cliente. Sistemas de recomendação, atendimento automatizado, personalização dinâmica e modelos preditivos deixaram de ser recursos acessórios[4] e passaram a orquestrar grande parte das interações. Em muitos casos, são eles que definem o que o cliente vê, o que recebe, quanto espera, quais opções encontra e até que tipo de resposta considera possível.

Essa transformação altera a natureza da confiança. Nas relações mais tradicionais, ela se construía a partir de sinais humanos e organizacionais, como competência, previsibilidade, benevolência percebida, justiça e capacidade de ajuda ou reparo[5]. Com sistemas algorítmicos, parte desses sinais passa a ser mediada por decisões invisíveis. O cliente pode não conhecer o funcionamento do modelo, mas interpreta seus efeitos, ainda que de maneira intuitiva. Uma oferta excessivamente específica, uma negativa automática sem explicação ou um *bot* que insiste em encerrar o atendimento tornam-se sinais sobre a intenção da empresa.

A literatura vem mostrando que a confiança em algoritmos varia conforme a tarefa, o risco percebido e a possibilidade de correção. Em algumas situações, as pessoas passam a rejeitar algoritmos rapidamente depois de observar erro[6]. Em outras, preferem recomendações automatizadas quando a tarefa é objetiva e mensurável[7]. A questão gerencial nasce justamente desse paradoxo. A mesma IA que simplifica uma compra recorrente pode gerar resistência quando passa a atuar em situações sensíveis, ambíguas ou emocionalmente carregadas[8].

A personalização baseada em dados amplia essa tensão. Ela pode tornar a oferta mais relevante e reduzir o esforço do cliente, mas também pode provocar desconforto quando o uso dos dados parece excessivo ou pouco transparente[9]. O que está em jogo é a percepção de que a empresa respeita a autonomia do cliente[10], adota critérios legítimos e oferece uma alternativa quando a interação não resolve a demanda.

Com a IA generativa, esse desafio intensifica-se. A fluidez e velocidade dos modelos de IA criam uma expectativa de compreensão que nem sempre pode ser atendida. Quando a resposta soa natural, mas não demonstra entendimento da situação, a frustração tende a ser maior do que em sistemas tradicionais baseados em regras. O cliente espera inteligência, contexto e algum grau de cuidado, mas recebe uma resposta correta na forma e pobre na relação[11].

Essa erosão da confiança raramente decorre de um único erro. Um atendimento pouco sensível pode ser tolerado ocasionalmente; uma recomendação invasiva pode ser aceita se gerar valor imediato; uma explicação insuficiente pode passar despercebida em interações de baixo envolvimento. O problema surge quando essas pequenas decisões se repetem e se tornam padrão. Então, a relação passa a ser percebida como automática, rígida ou distante demais.

É justamente esse processo que os instrumentos e métricas tradicionais nem sempre capturam ou acabam interpretando de maneira equivocada. Os indicadores operacionais permanecem positivos enquanto a relação se desgasta silenciosamente. O tempo médio de atendimento cai, o custo por contato melhora e a conversão aumenta em um determinado fluxo, mas o cliente aprende, pouco a pouco, que a empresa ficou menos acessível, menos transparente e menos responsável quando algo foge do padrão. A Tabela 1 sintetiza os principais dilemas relacionais que surgem quando decisões de automação são avaliadas apenas por indicadores de eficiência operacional.

Tabela 1.

Dilemas relacionais da automação em jornadas de clientes

Dilema	Como aparece na jornada	Risco relacional
Empatia simulada	O sistema usa linguagem fluida, mas não reconhece nuances emocionais ou situações de urgência.	O cliente interpreta a interação como cuidado superficial ou falta de sensibilidade.
Eficiência estéril	A resposta é rápida, mas rígida diante de situações ambíguas ou sensíveis.	A empresa passa a parecer mais preocupada em encerrar o contato do que em resolver o problema.
Personalização invasiva	A recomendação antecipa necessidades de maneira excessiva ou sem explicação suficiente.	A oferta deixa de ser percebida como relevante e passa a ser vista como invasiva.
Fadiga cognitiva	A IA amplia opções, mensagens e recomendações em vez de simplificar a decisão.	A sobrecarga de informação aumenta o esforço do cliente e favorece o abandono silencioso.
Caixa-preta	O cliente recebe uma decisão ou recomendação sem entender sua lógica básica.	A opacidade gera percepção de arbitrariedade, injustiça ou uso inadequado de dados.

INTELIGÊNCIA RELACIONAL ASSISTIDA

Inteligência Relacional Assistida é o uso da IA orientado por um critério relacional explícito. A proposta define limites, responsabilidades e rotas de exceção antes que a automação seja ampliada ao longo da jornada do cliente.

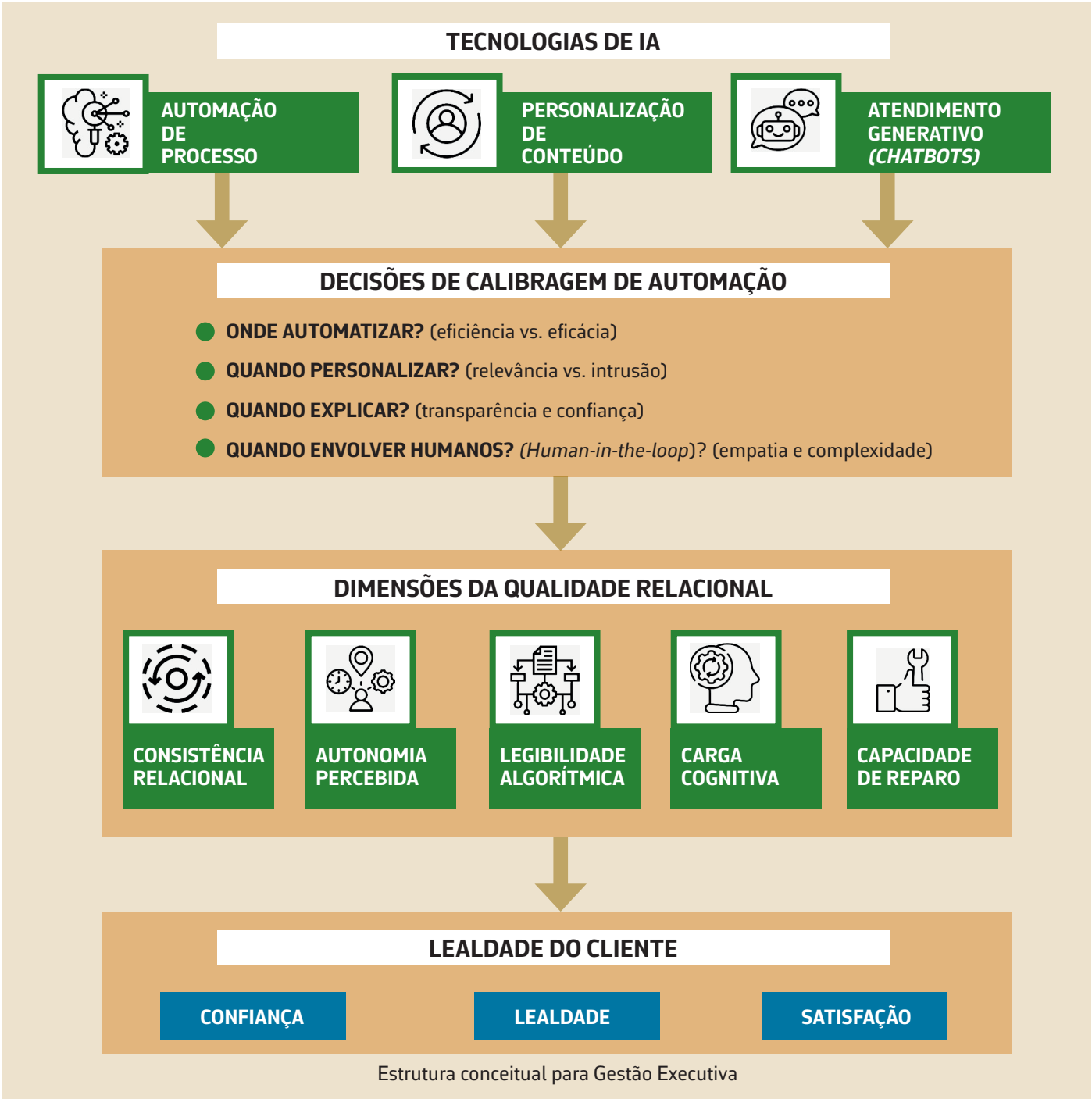
A principal diferença em relação a abordagens de *customer experience*, service recovery ou confiança algorítmica está na lógica da decisão. Em vez de perguntar apenas onde a IA pode gerar ganhos de eficiência, a Inteligência Relacional Assistida desloca o foco para os efeitos de cada decisão de automação sobre a relação com o cliente. A partir dessa perspectiva, quatro escolhas gerenciais tornam-se centrais: onde automatizar, quando personalizar, quando explicar e quando escalar para o atendimento humano.

A contribuição da proposta está na integração de conceitos como confiança, autonomia, legibilidade, carga cognitiva e reparos em um modelo de decisão. O que ainda falta para muitos gestores é uma forma simples de mapear esses fatores e incorporá-los às decisões cotidianas. A matriz procura preencher essa lacuna, ao transformar conceitos em sinais observáveis e decisões gerenciais.

A Figura 1 resume esse processo decisório, mostrando como tecnologias de IA passam por escolhas gerenciais antes de produzir efeitos sobre confiança e lealdade. A tecnologia representa uma possibilidade, mas a qualidade da relação depende das decisões que orientam sua utilização.

Figura 1.

Arquitetura decisória da Inteligência Relacional Assistida



Estrutura conceitual para Gestão Executiva

A arquitetura mostra que automação, personalização e atendimento generativo raramente produzem, por si sós, confiança ou lealdade. Esses efeitos dependem da forma como a tecnologia é calibrada ao longo da jornada. É possível utilizar IA em grande escala e, ao mesmo tempo, preservar a qualidade da relação, desde que sejam mantidas consistência, autonomia, legibilidade, carga cognitiva e capacidade de reparo. Por outro lado, uma organização pode adotar soluções tecnicamente sofisticadas e, ainda assim, construir uma experiência percebida como fria, rígida ou arbitrária.

MATRIZ DIAGNÓSTICA E USO GERENCIAL

A matriz diagnóstica foi concebida como um instrumento de apoio à decisão gerencial. Ela organiza-se em cinco dimensões relacionais, selecionadas tanto por sua recorrência na literatura quanto por corresponderem a decisões que gestores precisam tomar em jornadas automatizadas: preservar a consistência, garantir autonomia, tornar a lógica das decisões mais legível, reduzir a carga cognitiva e assegurar mecanismos de reparo quando a automação falha.

Sua aplicação é voltada para pontos da jornada em que a IA decide, recomenda, filtra, responde ou substitui uma interação humana. O uso é simples: o gestor observa sinais, interpreta o risco relacional, define a intervenção e acompanha indicadores. O objetivo é identificar onde a automação precisa ser recalibrada, em vez de atribuir uma nota abstrata à experiência do cliente. A Tabela 2 apresenta a matriz diagnóstica. Para cada dimensão relacional, ela identifica sinais observáveis, riscos associados, decisões gerenciais recomendadas e possíveis indicadores de acompanhamento.

Tabela 2.

Matriz diagnóstica da Inteligência Relacional Assistida[12]

Dimensão	Sinais	Risco	Decisão gerencial	Indicadores
Consistência relacional	Respostas diferentes para demandas equivalentes; mudanças frequentes de regra; exceções sem explicação.	Perda de previsibilidade e sensação de arbitrariedade.	Limitar variações automáticas em demandas recorrentes; padronizar fluxos críticos; registrar exceções.	Novo contato pela mesma demanda em até 48 h; divergência de resposta por canal.
Autonomia percebida	Cliques exploratórios sem conclusão; abandono em fluxos fechados; rejeição repetida de recomendações.	Perda de sensação de controle e resistência à interação.	Tornar as escolhas explícitas; oferecer *opt-out*; permitir alternativa manual ou campo aberto em decisões sensíveis.	Abandono após recomendações recusadas; uso de *opt-out*; taxa de edição de preferências.
Legibilidade algorítmica	Perguntas como "por que recebi isso?"; baixa aceitação de ofertas; reclamações sobre uso de dados.	Opacidade percebida como invasão, irrelevância ou injustiça.	Explicar a lógica em linguagem simples; indicar categorias gerais de decisão; evitar personalização que pareça excessivamente intrusiva.	Solicitações de explicação; rejeição de ofertas personalizadas; reclamações sobre privacidade.
Carga cognitiva[13]	Aumento do tempo para concluir tarefa simples; desistência em etapas de escolha; comparação excessiva de opções.	Sobrecarga informacional e paralisia decisória.	Usar IA para reduzir opções e destacar as mais relevantes; separar informações essenciais das complementares.	Tempo de conclusão de tarefa; abandono por etapa; número de interações até conclusão.
Capacidade de reparo[14]	Reação negativa a erro do *bot*; repetição do mesmo problema; dificuldade para falar com um atendente humano.	Ruptura de confiança e percepção de descaso institucional.	Garantir escalonamento humano rápido, com visibilidade e autonomia para resolver o problema; registrar falha para aperfeiçoar o fluxo.	Resolução no primeiro contato humano após a falha; tempo até o escalonamento; reincidência do problema.

A relevância de cada dimensão varia conforme o contexto da interação. Em serviços padronizados, falhas de consistência tendem a gerar sensação de arbitrariedade. Em situações mais sensíveis, problemas de reparo podem romper a confiança rapidamente. Em fluxos de recomendação, legibilidade e autonomia influenciam a aceitação das sugestões, enquanto, em ambientes com excesso de opções, a redução da carga cognitiva torna-se decisiva para evitar o abandono.

Na prática, a aplicação da matriz envolve observar os sinais associados às cinco dimensões, definir a intervenção gerencial mais adequada para reduzir os riscos e, por fim, acompanhar os indicadores correspondentes para verificar se houve melhora da qualidade relacional, independentemente dos ganhos operacionais.

Considere uma jornada automatizada de renegociação financeira. O cliente recebe uma proposta personalizada, acessa um fluxo fechado e encontra apenas opções predefinidas. Quando tenta propor outro valor, o *bot* insiste nas alternativas originais. Ao solicitar atendimento humano, o sistema procura reter a conversa antes de efetuar a transferência. Nessa situação, a matriz orienta o gestor a observar sinais como abandono em fluxos fechados, rejeição repetida de recomendações, perguntas sobre a lógica da proposta e dificuldade para falar com um atendente. Esses sinais indicam três riscos principais: perda de autonomia, baixa legibilidade e falha de reparo. A partir desse diagnóstico, a intervenção pode ser relativamente simples: explicar a lógica geral da proposta, permitir uma contraproposta em campo aberto ou encaminhar o cliente ao atendimento humano já no primeiro pedido explícito. O acompanhamento de indicadores como tempo até o escalonamento, resolução no primeiro contato humano e reincidência do problema permite verificar se as intervenções reduziram os riscos identificados e melhoraram a qualidade da relação.

O mesmo raciocínio pode ser aplicado a uma plataforma de comércio eletrônico. Vamos supor que o cliente esteja pesquisando uma câmera fotográfica no *site* e receba uma lista de recomendações. Ao acessar o aplicativo, encontra produtos diferentes e ofertas que não correspondem ao histórico da navegação anterior. Em uma nova visita, dessa vez no site pelo *laptop*, a ordem das recomendações muda novamente, e o número de opções aumenta. O cliente passa mais tempo comparando alternativas e abandona o carrinho antes da conclusão. Nessa situação, a matriz orienta o gestor a observar sinais como respostas diferentes para uma mesma demanda, aumento do tempo para concluir a tarefa e comparação excessiva entre opções. Esses sinais indicam riscos de perda de consistência e sobrecarga cognitiva. As intervenções podem incluir padronizar os critérios de recomendações entre canais, reduzir o número de alternativas apresentadas e destacar, de modo transparente, os motivos das recomendações. O acompanhamento de indicadores como divergência de respostas entre canais, tempo para conclusão da compra e abandono da jornada permite avaliar se as mudanças produziram os resultados esperados.

A matriz também ajuda a definir os limites da automação em diferentes contextos. Em interações transacionais e recorrentes, a consistência tende a ser mais importante do que pequenas otimizações de conversão. Em interações consultivas ou de maior valor, a personalização pode ser percebida como cuidado, desde que preserve a autonomia e torne a lógica das decisões compreensível. Já em situações de conflito, erro ou vulnerabilidade, o reparo humano deve prevalecer sobre a insistência automatizada.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

A adoção de IA no relacionamento com clientes exige mais do que capacidade técnica. Requer critérios claros para definir onde automatizar, quando preservar a autonomia do cliente, como tornar as decisões compreensíveis e quando recorrer ao atendimento humano. A pressão por eficiência continuará forte, mas a decisão gerencial precisa incorporar efeitos relacionais que demoram a aparecer nos indicadores operacionais.

A Inteligência Relacional Assistida propõe essa mudança de perspectiva. Automatizar melhor não significa automatizar mais, e sim calibrar o uso da tecnologia de acordo com a relação que a empresa pretende construir e preservar. Em alguns momentos da jornada, a IA deve acelerar processos; em outros, deve explicar decisões, reduzir a complexidade ou abrir espaço para o atendimento humano quando a confiança estiver em risco.

A matriz apresentada neste artigo é um apoio ao julgamento gerencial e ainda precisa ser validada em diferentes contextos organizacionais. Sua contribuição é oferecer um instrumento para identificar, de maneira antecipada, riscos que normalmente se manifestam tardiamente, como perda de consistência, redução da autonomia percebida, baixa legibilidade, sobrecarga cognitiva e dificuldade de reparo. Estudos futuros poderão avaliar sua aplicação em diferentes setores, investigar sua relação com confiança, satisfação, retenção e lealdade e aperfeiçoar sua utilização em distintos contextos de interação.

Para os gestores, a implicação é imediata. Antes de ampliar a automação, vale perguntar se o ganho de eficiência não está custando qualidade na relação com o cliente. Se a resposta envolver menor autonomia, previsibilidade, transparência ou capacidade de reparo, talvez o problema não esteja na tecnologia, mas na forma como ela foi implementada. No relacionamento com clientes, a vantagem competitiva da IA dependerá menos da quantidade de interações automatizadas do que da qualidade das decisões que definem seus limites.

NOTAS

1. Agrawal, A., Gans, J., & Goldfarb, A. (2019). Economic policy for artificial intelligence. *Innovation Policy and the Economy, 19*(1), 139-159. https://doi.org/10.1086/699935

2. Libai, B., Bart, Y., Gensler, S., Hofacker, C. F., Kaplan, A., Kötterheinrich, K., & Kroll, E. B. (2020). Brave new world? On AI and the management of customer relationships. *Journal of Interactive Marketing, 51*, 44-56. https://doi.org/10.1016/j.intmar.2020.04.002; Huang, M.-H., & Rust, R. T. (2021). A strategic framework for artificial intelligence in marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science, 49*(1), 30-50. https://doi.org/10.1007/s11747-020-00749-9

3. Mayer, R. C., Davis, J. H., & Schoorman, F. D. (1995). An integrative model of organizational trust. *Academy of Management Review, 20*(3), 709-734. https://doi.org/10.5465/amr.1995.9508080335; Lee, J. D., & See, K. A. (2004). Trust in automation: Designing for appropriate reliance. *Human Factors, 46*(1), 50-80. https://doi.org/10.1518/hfes.46.1.50_30392

4. Libai, B., Bart, Y., Gensler, S., Hofacker, C. F., Kaplan, A., Kötterheinrich, K., & Kroll, E. B. (2020). Brave new world? On AI and the management of customer relationships. *Journal of Interactive Marketing, 51*, 44-56. https://doi.org/10.1016/j.intmar.2020.04.002; Huang, M.-H., & Rust, R. T. (2021). A strategic framework for artificial intelligence in marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science, 49*(1), 30-50. https://doi.org/10.1007/s11747-020-00749-9; Pentina, I., Xie, T., Hancock, T., & Bailey, A. (2023). Consumer–machine relationships in the age of artificial intelligence: Systematic literature review and research directions. *Psychology & Marketing, 40*, 1593-1614. https://doi.org/10.1002/mar.21853

5. Mayer, R. C., Davis, J. H., & Schoorman, F. D. (1995). An integrative model of organizational trust. *Academy of Management Review, 20*(3), 709-734. https://doi.org/10.5465/amr.1995.9508080335; Lee, J. D., & See, K. A. (2004). Trust in automation: Designing for appropriate reliance. *Human Factors, 46*(1), 50-80. https://doi.org/10.1518/hfes.46.1.50_30392; Tax, S. S., Brown, S. W., & Chandrashekaran, M. (1998). Customer evaluations of service complaint experiences: Implications for relationship marketing. *Journal of Marketing, 62*(2), 60-76. https://doi.org/10.2307/1252161

6. Dietvorst, B. J., Simmons, J. P., & Massey, C. (2015). Algorithm aversion: People erroneously avoid algorithms after seeing them err. *Journal of Experimental Psychology: General, 144*(1), 114-126. https://doi.org/10.1037/xge0000033; Castelo, N., Bos, M. W., & Lehmann, D. R. (2019). Task-dependent algorithm aversion. *Journal of Marketing Research, 56*(5), 809-825. https://doi.org/10.1177/0022243719851788

7. Logg, J. M., Minson, J. A., & Moore, D. A. (2019). Algorithm appreciation: People prefer algorithmic to human judgment. *Organizational Behavior and Human Decision Processes, 151*, 90-103. https://doi.org/10.1016/j.obhdp.2018.12.005; Mazzù, M. F., Andria, A., Baccelloni, A., & Angelis, M. De. (2025). The impact of humans vs. AI recommendation on consumer reactions to products exposure. Electronic Commerce Research. advance online publication. https://doi.org/10.1007/s10660-025-10048-6

8. Pentina, I., Xie, T., Hancock, T., & Bailey, A. (2023). Consumer–machine relationships in the age of artificial intelligence: Systematic literature review and research directions. *Psychology & Marketing, 40*, 1593-1614. https://doi.org/10.1002/mar.21853; Longoni, C., Bonezzi, A., & Morewedge, C. K. (2019). Resistance to medical artificial intelligence. *Journal of Consumer Research, 46*(4), 629-650. https://doi.org/10.1093/jcr/ucz013

9. Pentina, I., Xie, T., Hancock, T., & Bailey, A. (2023). Consumer–machine relationships in the age of artificial intelligence: Systematic literature review and research directions. *Psychology & Marketing, 40*, 1593-1614. https://doi.org/10.1002/mar.21853; Aguirre, E., Mahr, D., Grewal, D., Ruyter, K. de, & Wetzels, M. (2015). Unraveling the personalization paradox: The effect of information collection and trust-building strategies on online advertisement effectiveness. *Journal of Retailing, 91*(1), 34-49. https://doi.org/10.1016/j.jretai.2014.09.005

10. Kotliar, D. M. (2021). Who gets to choose? On the socio-algorithmic construction of choice. *Science, Technology, & Human Values, 46*(2), 346-375. https://doi.org/10.1177/0162243920925147

11. Hermann, E., & Puntoni, S. (2024). Artificial intelligence and consumer behavior: From predictive to generative AI. *Journal of Business Research, 180*, 114720. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2024.114720
12. Mayer, R. C., Davis, J. H., & Schoorman, F. D. (1995). An integrative model of organizational trust. *Academy of Management Review, 20*(3), 709-734. https://doi.org/10.5465/amr.1995.9508080335; Lee, J. D., & See, K. A. (2004). Trust in automation: Designing for appropriate reliance. *Human Factors, 46*(1), 50-80. https://doi.org/10.1518/hfes.46.1.50_30392; Kotliar, D. M. (2021). Who gets to choose? On the socio-algorithmic construction of choice. *Science, Technology, & Human Values, 46*(2), 346-375. https://doi.org/10.1177/0162243920925147; Kahneman, D. (2011). Thinking, fast and slow. Farrar, Straus and Giroux; Iyengar, S. S., & Lepper, M. R. (2000). When choice is demotivating: Can one desire too much of a good thing? *Journal of Personality and Social Psychology, 79*(6), 995-1006. https://doi.org/10.1037/0022-3514.79.6.995; Tax, S. S., Brown, S. W., & Chandrashekaran, M. (1998). Customer evaluations of service complaint experiences: Implications for relationship marketing. *Journal of Marketing, 62*(2), 60-76. https://doi.org/10.2307/1252161
13. Kahneman, D. (2011). Thinking, fast and slow. Farrar, Straus and Giroux.; Iyengar, S. S., & Lepper, M. R. (2000). When choice is demotivating: Can one desire too much of a good thing? *Journal of Personality and Social Psychology, 79*(6), 995-1006. https://doi.org/10.1037/0022-3514.79.6.995
14. Tax, S. S., Brown, S. W., & Chandrashekaran, M. (1998). Customer evaluations of service complaint experiences: Implications for relationship marketing. *Journal of Marketing, 62*(2), 60-76. https://doi.org/10.2307/1252161

NOTA

Durante a preparação deste trabalho, o autor utilizou Modelos de Linguagem de Grande Escala (IA generativa) como apoio à revisão gramatical, tradução e eventual melhoria editorial do texto. O recurso não foi usado na produção de elementos gráficos, tampouco na coleta ou análise de dados. A versão final foi integralmente revisada, editada e validada pelo autor, que assume total responsabilidade pelo conteúdo da publicação.

CONFLITO DE INTERESSE

O autor não tem conflito de interesse a declarar.

CONTRIBUIÇÃO DE AUTORIA

Christiano A. Ranoya: Conceitualização, curadoria de dados, análise formal, investigação, metodologia, administração do projeto, validação, redação, revisão e edição.

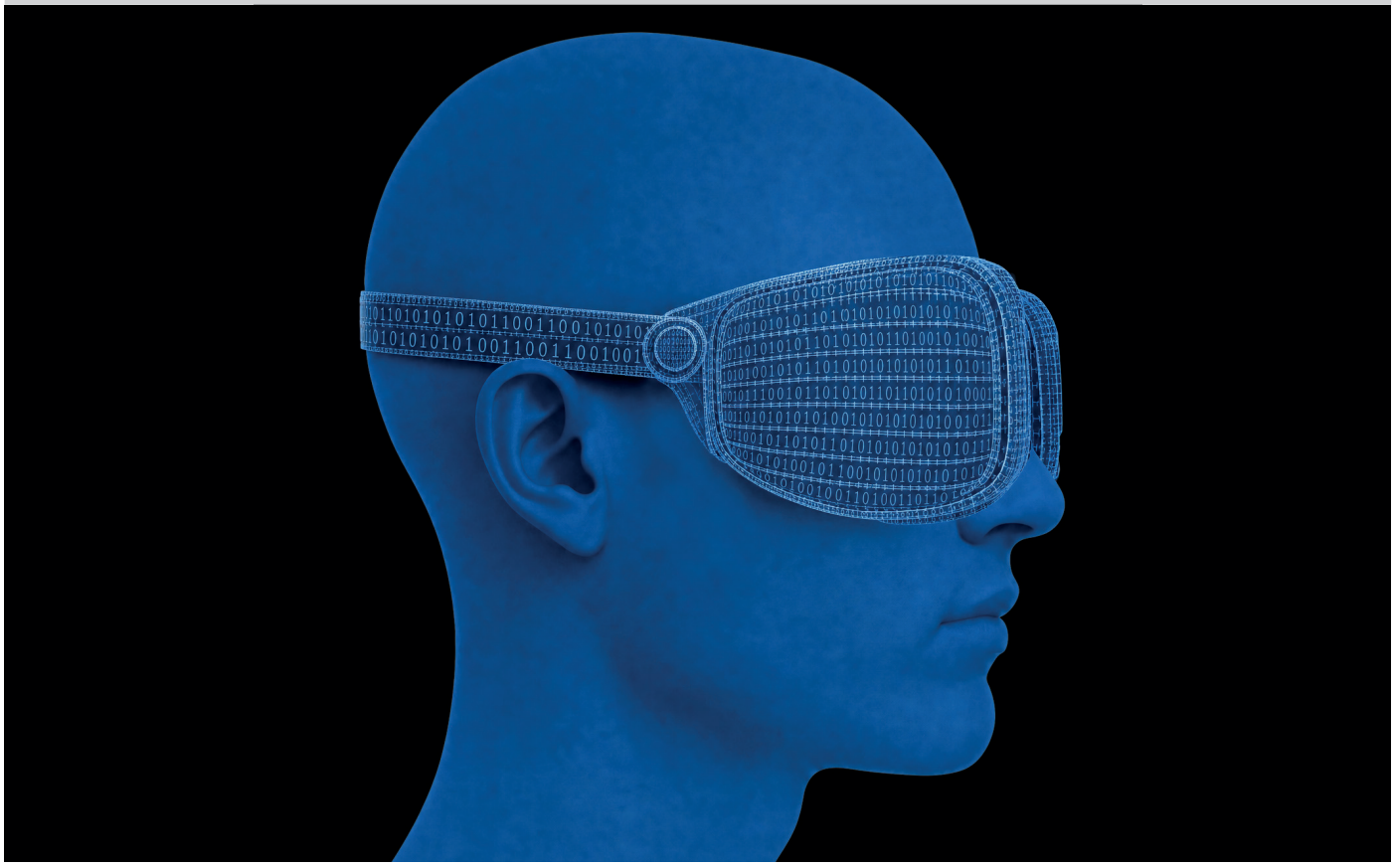
MINICURRÍCULO

Christiano A. Ranoya é doutorando em Administração pela FGV EAESP – Escola de Administração de Empresas de São Paulo. É CEO da Indico, pesquisador nas áreas de lealdade, confiança, relacionamento com clientes, inteligência artificial aplicada à experiência do consumidor e transformação digital nas organizações.

Submetido 15-01-2026. **Aprovado** 25-06-2026
Avaliado pelo sistema de revisão duplo-anônimo.
Os/As avaliadores/as não autorizaram a divulgação de sua identidade e relatório de avaliação por pares.
Versão original. DOI: https://doi.org/10.12660/gvexec.v25n4.2026.97305

EFEITOS COLATERAIS DA INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL: IMPLICAÇÕES PARA INDIVÍDUOS, ORGANIZAÇÕES E SOCIEDADE

SIDE EFFECTS OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE: IMPLICATIONS FOR INDIVIDUALS, ORGANIZATIONS, AND SOCIETY



O uso da IA traz ganhos de produtividade e inovação, mas também implica riscos éticos, cognitivos e estruturais. Este artigo organiza os principais efeitos colaterais identificados na literatura recente e sugere caminhos para mitigar seus impactos em diferentes níveis

The use of AI brings gains in productivity and innovation, but also implies ethical, cognitive, and structural risks. This article organizes the main side effects identified in recent literature and suggests ways to mitigate their impacts at different levels

Suely Fischer Omura | sfomura17@gmail.com | ORCID: 0000-0003-1887-7700
Fundação Getulio Vargas, Escola de Administração de Empresas de São Paulo, São Paulo, SP, Brasil

Vanessa Martins dos Santos | vanessadossantos2611@gmail.com | ORCID: 0000-0003-4330-578X
Escola Superior de Propaganda e Marketing, São Paulo, SP, Brasil
FIA Fundação Instituto de Administração, São Paulo, SP, Brasil

Resumo

Objetivo: propor *framework* dos efeitos colaterais decorrentes do uso da inteligência artificial (IA) e estratégias de mitigação de risco que permitam a diferentes atores reduzir os impactos éticos, cognitivos e estruturais associados à tecnologia.

Estado da arte: discussão sobre IA evolui de um enfoque técnico, centrado em desempenho e transparência, para uma perspectiva humanista, preocupada com o bem-estar, a integridade cognitiva e a responsabilidade social no uso da tecnologia.

Escopo: foi realizada revisão sistemática da literatura com artigos publicados entre 2023 e 2024, em periódicos de alto impacto, identificando efeitos adversos da IA e diretrizes de mitigação.

Originalidade: o estudo expõe os efeitos colaterais decorrentes do uso de ferramentas de IA, relaciona o tipo de risco ao nível de impacto e propõe ações de mitigação desses riscos para garantir o uso ético, responsável e eficaz da IA.

Impacto: o *framework* proposto orienta ações práticas e políticas para o uso ético, responsável e eficaz da IA.

Palavras-chave: efeitos colaterais, uso de IA, riscos desafios relacionados à IA, mitigação de riscos.

ODS: 3 – Saúde e bem-estar, 4 – Educação de qualidade, 8 – Trabalho decente e crescimento econômico, 9 – Indústria, inovação e infraestrutura, 16 – Paz, justiça e instituições eficazes.

ABSTRACT

Objective: *To propose a framework addressing the side effects arising from the use of Artificial Intelligence (AI) and risk mitigation strategies that enable different actors to reduce the ethical, cognitive, and structural impacts associated with this technology.*

State of the Art: *The discussion on AI is evolving from a technical focus, centered on performance and transparency, to a humanistic perspective concerned with well-being, cognitive integrity, and social responsibility in technology use.*

Scope: *A systematic literature review was conducted of articles published between 2023 and 2024 in high-impact journals, identifying adverse effects of AI and mitigation guidelines.*

Originality: *The study highlights the side effects of AI tools use, relates the type of risk to its level of impact, and proposes mitigation actions to ensure the ethical, responsible, and effective use of AI.*

Impact: *The proposed framework guides practical and policy actions for the ethical, responsible, and effective use of AI.*

Keywords: *side effects, AI use, AI-related challenges risks, risk mitigation.*

SDG: *3 – Good Health and Well-Being; 4 – Quality Education; 8 – Decent Work and Economic Growth; 9 – Industry, Innovation and Infrastructure; 16 – Peace, Justice and Strong Institutions.*



Dois arquétipos da psicologia junguiana – anjo bom (princípio orientador) e anjo mau (impulso destruidor) – dialogam entre si na mente de um executivo:

Anjo bom: – Você precisa apresentar o projeto de reestruturação do portfólio na próxima reunião. Vamos trabalhar, o tempo está acabando, e você não domina esse tema.

Anjo mau: – Não se preocupe. Você pode usar a IA como atalho, mas não revele a fonte, assim todos se surpreenderão com sua performance singular.

Anjo bom: – Cuidado, você não tem como garantir que a IA vai gerar insights precisos e confiáveis. Pior, se você não creditar o conteúdo à IA, você corre o risco de ser questionado por comportamento antiético.

Reflexão do executivo: – E agora, que faço? Como garantir um uso seguro?

Apesar de o diálogo constituir uma caricatura da realidade, ele espelha de modo eficaz a divisão de águas existente na sociedade no que se refere ao uso da IA. De um lado, impera uma overdose dos aspectos positivos da adoção de ferramentas baseadas em IA e, do outro, cresce uma vertente que enaltece os aspectos controversos da tecnologia e potenciais ameaças decorrentes do seu uso. Essa visão dicotômica demonstra a urgência de se estabelecer um equilíbrio no cenário, ajustando as vantagens da IA e as ameaças implícitas no seu uso a um nível mais realista e separando estereótipos pessoais de riscos autênticos e justificados. Dessa forma, é possível alcançar um uso disruptivo, mas simultaneamente ético, responsável e eficaz[1].

Por serem capazes de executar tarefas que previamente requeriam inteligência e funções cognitivas humanas, *chatbots* de IA generativa prometem revolucionar o nosso trabalho e nossa vida, transformando tarefas complexas em atividades elementares. No entanto, apesar das inúmeras vantagens oferecidas, como maior acessibilidade, velocidade e eficiência no processo decisório e na transformação de processos e operações de negócios, despontam também apreensões com relação a potenciais efeitos colaterais atrelados ao seu uso, como desinformação[3], conteúdo fabricado ou tendencioso[4], disrupção de relações humanas[5], dependência cognitiva[6], redução da autonomia humana[7], riscos de segurança e privacidade de dados[8], e até mesmo relacionadas à saúde mental e bem-estar dos usuários[9].

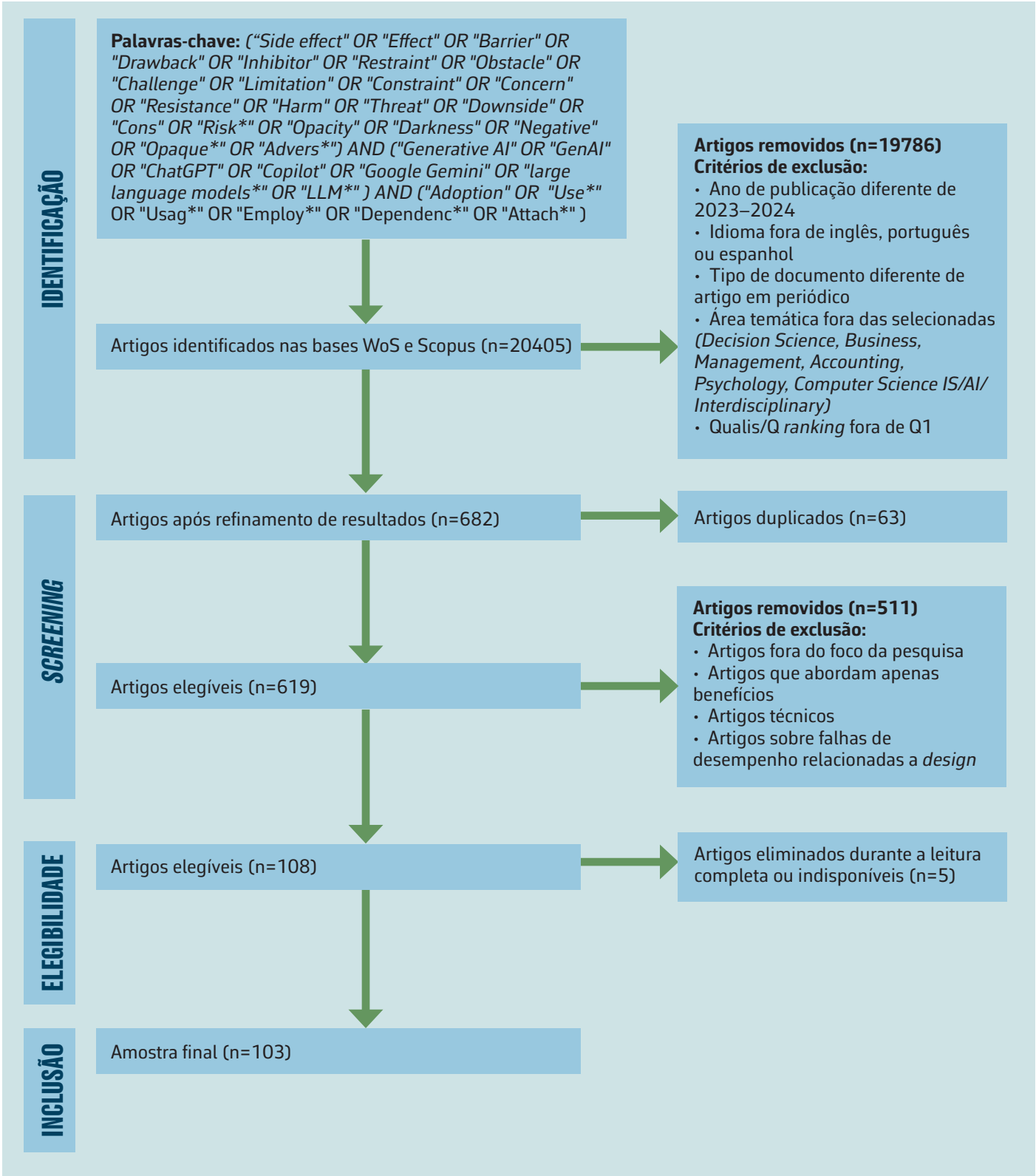
Esse foco crescente dos estudos acadêmicos nos riscos inerentes à IA generativa e suas implicações nos motivou a buscar na literatura recente as desvantagens do uso dos aplicativos baseados em IA e os efeitos colaterais mais acentuados, além de diretrizes de mitigação dessas consequências desfavoráveis para promover um uso mais consciente, ético e responsável. A partir da análise, o artigo identifica e organiza os principais efeitos colaterais da IA em diferentes níveis — individual, organizacional e societal — e propõe recomendações de mitigação direcionadas aos diferentes atores envolvidos em seu desenvolvimento, regulação e uso.

METODOLOGIA

Foi realizada revisão sistemática da literatura, com pesquisa de palavras-chave relacionadas a efeitos colaterais, barreiras, riscos e limitações no uso de IA generativa, com foco em tecnologias baseadas em *large language models* (LLMs), como ChatGPT, Copilot e Gemini. As combinações de termos incluíram expressões referentes aos efeitos colaterais da tecnologia associadas a descritores de adoção, uso e dependência dessas ferramentas em contextos organizacionais e individuais, buscando capturar estudos que abordassem as consequências, limitações e resistências associadas ao uso de IA generativa.

Figura 1.

Prisma



A busca foi realizada nas bases Web of Science e Scopus, considerando artigos publicados entre 2023 e 2024 e redigidos em inglês, português ou espanhol. Esse recorte temporal foi escolhido porque o período marca a consolidação e difusão global das ferramentas de IA generativa, após o lançamento público do ChatGPT e de outros sistemas similares. A partir de 2023, observou-se um aumento significativo na produção científica voltada ao tema, justificando o foco analítico nesse intervalo. Após filtragem (Figura 1), a amostra foi composta de 103 artigos revisados por pares.

Cada artigo foi codificado segundo um protocolo analítico estruturado, contemplando as seguintes categorias: título, contexto de aplicação, tecnologia de IA utilizada, descrição técnica, tipo de uso, efeitos colaterais identificados, alvo e tipo de efeito colateral, informações complementares (como conclusões e observações teóricas), método de pesquisa, questão de pesquisa, implicações práticas, direções para pesquisas futuras e resultados, além de variáveis descritivas sobre amostra populacional, objetivos, achados e resumo do artigo.

A etapa inicial da codificação contou com o apoio da ferramenta de IA SciSpace, utilizada para gerar automaticamente os descritores padronizados nas colunas correspondentes da matriz analítica. O SciSpace atuou apenas na organização preliminar dos descritores; todas as decisões analíticas e as validações foram realizadas manualmente pelas autoras, assegurando que o processo permanecesse fundamentado em julgamento humano especializado. Em seguida, foi conduzida uma revisão manual detalhada, com leitura integral dos textos para conferência das informações e complementação das colunas que não são cobertas pela ferramenta, por exemplo, contexto, uso da IA e tipo de efeito colateral. A categorização por contextos é apresentada na Tabela 1.

Tabela 1

Classificação da literatura por contexto

N.	Domínio	Número de artigos
1	Ambientes Educacionais	39
2	Setor Empresarial	20
3	Negócios e Plataformas *On-line*	15
4	Múltiplos Campos	13
5	Serviços Profissionais	10
6	Indústrias Criativas/Entretenimento/*Design* de Moda e Vestuário	4
7	Hospedagem e Turismo	2

ESTADO DA ARTE

O avanço da IA redefiniu as fronteiras entre humano e tecnológico. Ao mesmo tempo que amplia a eficiência e a capacidade de análise, a IA introduz efeitos colaterais que se espalham por dimensões éticas e legais, cognitivas e emocionais ou estruturais, afetando indivíduos, organizações e a sociedade de maneira interconectada[10]. Esses efeitos não surgem isoladamente: eles formam uma rede complexa em que o uso não crítico da IA pode corroer a confiança, fragilizar instituições, gerar dependência emocional e aprofundar desigualdades[11]. Esses desafios, se bem geridos, proporcionam benefícios a diversos *stakeholders*. No entanto, se malconduzidos, produzem potenciais efeitos colaterais que também impactam múltiplos *stakeholders* e, portanto, requerem planos de ação para mitigação de riscos.

Em contextos educacionais e científicos, a automação da escrita e da produção intelectual desafia princípios fundamentais de integridade e autoria[12]. A facilidade de gerar textos, dados e imagens automatizados estimula práticas de plágio, falsificação e fraude acadêmica, diluindo o valor da originalidade e da reflexão crítica[13]. Quando o conteúdo perde autenticidade, o conhecimento deixa de ser construído e passa apenas a ser reproduzido, com menor rigor, menor contribuição do autor humano e menor capacidade de inovação[14]. Essa erosão intelectual conecta-se ao declínio de desempenho humano e ao empobrecimento das competências cognitivas, fenômenos que também se estendem ao ambiente organizacional[15].

O uso intensivo da IA altera o modo como as pessoas aprendem, trabalham e se relacionam com o próprio saber. A terceirização do pensamento crítico e da criatividade leva a uma crescente obsolescência de competências, à redução do engajamento e à padronização excessiva de respostas[16]. Ao depender de soluções automáticas, o profissional corre o risco de perder tanto o domínio técnico quanto o entusiasmo pela resolução autônoma de problemas. A automatização do julgamento, no lugar da automatização das tarefas, ou melhor, do trabalho da IA como assistente do ser humano, gera apatia cognitiva e insegurança sobre o próprio valor humano no processo produtivo[17].

Esses efeitos mentais e comportamentais são acompanhados por reações emocionais intensas. O medo de substituição por sistemas inteligentes e o fluxo incessante de estímulos digitais provocam ansiedade, estresse ocupacional e sobrecarga tecnológica, reduzindo o bem-estar e ampliando quadros de exaustão mental[18]. Paralelamente, a dependência emocional e cognitiva dos sistemas de IA faz com que o sujeito deixe de confiar em si mesmo e passe a delegar à máquina sua capacidade de decidir, planejar e até interpretar o mundo[19].

Essa relação de confiança atribuída à tecnologia (IA), e não à inteligência humana, também se manifesta no plano institucional. Organizações que adotam a IA de maneira indiscriminada correm o risco de erodir seus fluxos de conhecimento, substituindo a experiência humana por bases de dados e algoritmos opacos[20]. O resultado é a desintegração organizacional, com a perda de rigor, enfraquecimento das práticas profissionais e deslocamento da autoridade decisória para sistemas automatizados. O que se apresenta como eficiência técnica pode, na prática, gerar fragilidade cognitiva e dependência estrutural[21].

A falta de transparência desses sistemas aprofunda o problema. Modelos de "caixa-preta", desprovidos de empatia ou sensibilidade cultural, reproduzem vieses de gênero, raça e classe, amplificando desigualdades históricas e distorções decisórias. O viés algorítmico não é apenas técnico; é o resultado das assimetrias sociais refletidas nos dados que são utilizados para treinamento da IA[22]. Assim, dilemas éticos e de justiça emergem, exigindo governança, diversidade nas equipes de desenvolvimento e mecanismos de proteção[23].

Ao mesmo tempo, cresce a preocupação com manipulação e má conduta no uso da IA. *Deepfakes*, desinformação e conteúdos fabricados impactam a confiança[24]. As mesmas tecnologias que permitem ganhos de produtividade podem ser usadas para enganar, distorcer ou influenciar comportamentos de maneira antiética[25]. Essa manipulação soma-se a novas formas de assédio e comportamentos nocivos nos ambientes digitais, que incluem a amplificação de discursos de ódio, exploração sexual e processos de radicalização[26]. A IA, quando não regulada, não apenas reproduz violência simbólica; ela a potencializa, convertendo algoritmos em vetores de agressividade social[27].

A confiança, portanto, emerge como uma das variáveis centrais na relação humano-máquina. A perda de credibilidade e autenticidade em informações, marcas e interações digitais reduz o engajamento e mina relações institucionais[28]. Esse fenômeno está diretamente ligado à ausência de *accountability* e transparência nos processos automatizados. Sem mecanismos claros de responsabilização, a fronteira entre erro técnico e decisão ética torna-se difusa[29].

Outro campo de risco é o da privacidade e segurança de dados. A coleta massiva de informações, os vazamentos e a vigilância algorítmica configuram um novo tipo de vulnerabilidade, que combina ameaças técnicas e éticas[30]. A exposição de dados pessoais e sensíveis fragiliza a autonomia dos indivíduos e desafia a governança organizacional. De modo mais amplo, tais práticas contribuem para a concentração de poder em grandes corporações tecnológicas e para o aumento das assimetrias informacionais[31].

No nível societal, os impactos ambientais e sistêmicos completam o quadro de efeitos colaterais. A IA demanda alta capacidade computacional, consumo energético e infraestrutura física intensiva, o que pressiona recursos naturais e amplia a pegada de carbono digital[32]. Além disso, a centralização do poder técnico e a automatização de decisões econômicas e políticas criam novas dependências sistêmicas[33].

Esses achados foram condensados na Tabela 2, que organiza os efeitos identificados e serve de base direta para a estruturação da matriz proposta (Figura 2).

Tabela 2.

Principais efeitos colaterais

Tópico	Principais Efeitos
Impactos ambientais e sistêmicos (44)	Transformações no trabalho e nas estruturas econômicas,; redefinição da agência humana e das práticas institucionais, desafios de governança e centralização do poder técnico, impactos ambientais e de sustentabilidade.
Limitações cognitivas e de dificuldades de compreensão (39)	Declínio do pensamento crítico e do discernimento, limitação cognitiva geral, aprendizado superficial e desengajamento cognitivo, empobrecimento criativo e expressivo, redução da inteligência e da reflexividade emocional, risco existencial e desumanização.
Declínio de desempenho (38)	Desmotivação e redução do engajamento, obsolescência e degradação de competências, queda da produtividade e do desempenho técnico.
Vieses e justiça (36)	Vieses técnicos em dados e algoritmos, desinformação e respostas enviesadas, vieses cognitivos humanos, discriminação e injustiça sistêmica.
Ansiedade, estresse e bem-estar emocional (35)	Estresse ocupacional e perda de bem-estar, comprometimento da saúde física e mental, sofrimento emocional e psicológico, ansiedade e tecnossobrecarga.
Manipulação e má conduta (35)	Distorção e fabricação de informações, manipulação comportamental e enganosa, uso indevido da IA e outras condutas antiéticas.
Questões éticas, legais e sociais (33)	Desigualdade de acesso e exclusão digital, dilemas éticos, culturais e morais, desafios de governança e justiça algorítmica.
Questões de integridade acadêmica (de conteúdo) (31)	Fraudes e trapaças acadêmicas, perda de autenticidade e originalidade, falsa autoria e falta de atribuição, violações legais ou de propriedade intelectual, comprometimento da integridade de avaliações, conteúdo falsificado ou não confiável.
Privacidade, segurança e riscos de dados (25)	Violações de privacidade e uso indevido de dados, vulnerabilidades de sistemas e infraestruturas, riscos de vigilância e monitoramento.
Problemas de confiança e responsabilidade (22)	Perda de confiança e credibilidade, dificuldades de responsabilização e falta de transparência.
Limitações de *design* (falta de empatia, compreensão cultural e caixa-preta) (17)	Opacidade e falta de explicabilidade, falta de empatia e de entendimento contextual, geração de conteúdo falso ou inconsistente (alucinações), dependência estrutural de dados e modelos.
Dependência e uso excessivo (15)	Dependência tecnológica e perda de autonomia cognitiva, dependência comportamental, dependência emocional e psicológica.
Disrupções nas relações humanas (14)	Isolamento, alienação e distanciamento social, redefinição de vínculos e interações humanas, desumanização e erosão do valor humano, desigualdade e divisão social.
Erosão do conhecimento e das organizações (12)	Desintegração do conhecimento organizacional, perda de rigor e de controle de qualidade, reconfiguração hierárquica e perda de autoridade institucional.
Assédio e comportamentos nocivos (6)	Comportamentos abusivos e violentos, radicalização e estigmatização social.

Nota. O número entre parênteses indica a quantidade de ocorrências de efeitos colaterais identificados nos artigos analisados e posteriormente agrupados em cada tópico temático.

Esses riscos interligados — éticos/legais, cognitivos/emocionais e estruturais — configuram um ecossistema de desafios que se retroalimentam. A falta de empatia dos sistemas, o isolamento nas relações humanas, a desigualdade digital, o declínio das competências e a erosão institucional formam um ciclo que ameaça tanto a autonomia individual quanto a sustentabilidade das organizações e da sociedade. Em última instância, os efeitos colaterais da IA não são apenas consequências técnicas, mas sintomas de uma transição civilizatória em que o humano precisa redefinir seu papel diante da máquina[34].

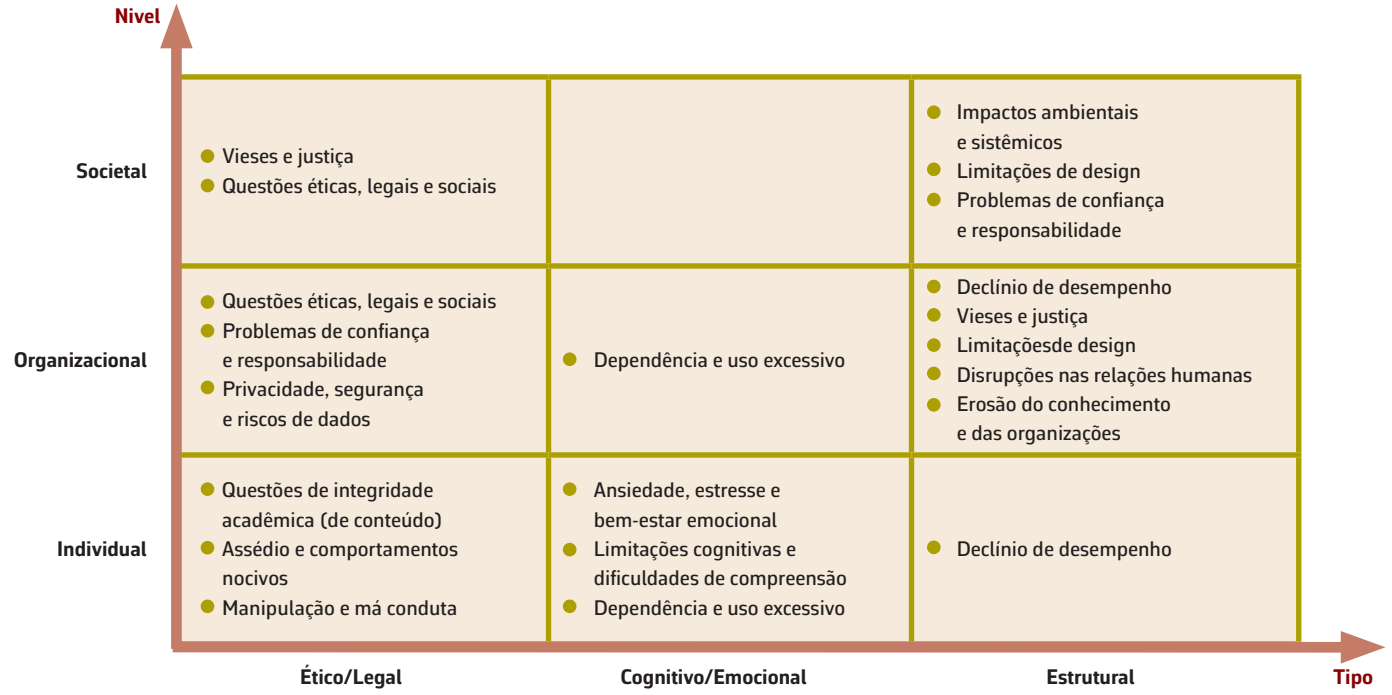
A revisão revelou três tipos recorrentes de risco (ético/legal, cognitivo/emocional e estrutural) distribuídos de modo consistente nos níveis individual, organizacional e societal. Esses padrões, observados de maneira transversal à literatura, sustentam a categorização adotada e orientam a formulação do *framework*.

Com base na síntese da Tabela 2, a matriz 3×3 organiza os efeitos segundo os tipos de risco e os níveis de impacto identificados na revisão, integrando os padrões recorrentes observados na literatura. Essa abordagem evidencia como preocupações aparentemente isoladas, como plágio acadêmico, ansiedade ou viés algorítmico, conectam-se a problemas mais amplos de confiança organizacional, desigualdade digital e impactos ambientais[35]. A matriz oferece uma visão integrada e prática para análise dos efeitos colaterais, permitindo que gestores, pesquisadores e formuladores de políticas compreendam melhor a extensão e a interconexão desses fenômenos.

Ao reconhecer que riscos éticos e cognitivos individuais podem evoluir para dilemas estruturais e societais, essa perspectiva propõe uma governança mais humanizada, transparente e sustentável da IA, reafirmando o princípio de que toda tecnologia deve permanecer a serviço das pessoas, e não o contrário.

Figura 2.

Matriz nível de impacto x tipo de risco



Nota. Uma categoria pode aparecer em mais de um campo da matriz.

DA TEORIA À AÇÃO: COMO MITIGAR OS IMPACTOS NEGATIVOS DA IA

A progressiva exposição pública dos efeitos adversos do uso de ferramentas baseadas em IA vem desencadeando um debate crescente sobre a necessidade de estabelecer estratégias de mitigação dos impactos negativos, preservando a saúde mental e o bem-estar dos usuários[36]. A Tabela 3 ilustra recomendações de ações corretivas que podem ser lideradas por usuários finais, organizações, instituições educacionais, órgãos reguladores e sociedade.

Entre as ações recomendadas mais proeminentes na literatura, temos as que visam minimizar os danos e a resistência à adoção de IA[37], promover a inclusão digital[38], garantir a relevância e precisão do conteúdo gerado[39], integrar e otimizar o uso da IA em ambientes educacionais[40], garantir o desenvolvimento e uso responsável da IA[41], assegurar a qualidade, privacidade e segurança dos dados[42], e preparar os usuários para os desafios da automação cognitiva por intermédio da literacia em IA[43]. Por meio desse conjunto de ações, com exemplos de práticas implementadas no mercado[44], diferentes *stakeholders* podem aferir se o desenvolvimento, integração e uso de ferramentas baseadas em IA estão em conformidade com os aspectos éticos, legais e sociais requeridos pela sociedade na atualidade e promover ajustes em caso de desalinhamento.

Tabela 3. (Continua)

Recomendações de ações corretivas

Nível de Impacto	Ético/Legal	Cognitivo/Emocional	Estrutural
Societal	• Vieses e justiça (36) • Questões éticas, legais e sociais (33)		• Impactos ambientais e sistêmicos (44) • Problemas de confiança e responsabilidade (22) • Limitações de design (falta de empatia, compreensão cultural e caixa-preta) (17)
Sociedade (comunidade organizada de seres humanos que compartilham normas, instituições e relações)	• Criar órgãos reguladores multisetoriais para desenvolver e integrar práticas éticas de IA (7) • Combater a desinformação e discriminação por meio de campanhas educativas em diversas plataformas, mídia impressa e campanhas em instituições educacionais públicas e privadas (4)	–	• Promover conferências e fóruns públicos com líderes da indústria, pesquisadores, órgãos reguladores, grupos de defesa de direitos e sociedade civil (11) • Promover workshops e cursos para preservar agência humana, aprofundar o entendimento ético da IA, promover o uso responsável e estimular a colaboração ativa entre humanos e IA na geração de informações (8) • Conscientizar e educar sobre os benefícios, riscos e limitações da IA por meio de campanhas públicas usando linguagem acessível, exemplos práticos, mídias sociais, vídeos e podcasts (4)
Órgãos Reguladores (formuladores de políticas, agências de supervisão e instituições reguladoras)	• Estabelecer normas, legislação, frameworks de governança, órgãos de auditoria e fiscalização, diretrizes de boas práticas para uso responsável da IA (20)	–	• Criar proteções legais, mecanismos de controle e estruturas de responsabilização com auditoria, documentação e credenciamento para sistemas de alto risco com diferentes camadas de stakeholders (6) • Atualizar as leis de direitos autorais para acomodar formas híbridas de criatividade, distinguir entre responsabilidade e autoria, exigir transparência sobre bases de dados e documentação da interação humano-IA (instruções dadas à IA, detalhes de intervenção humana, modificações feitas) (2)

Tabela 3. (Continua)

Recomendações de ações corretivas

Nível de Impacto	Ético/Legal	Cognitivo/Emocional	Estrutural
Individual	• Questões de integridade acadêmica (de conteúdo) (31) • Assédio e comportamentos nocivos (6) • Manipulação e má conduta (35)	• Ansiedade, estresse e bem-estar emocional (35) • Limitações cognitivas e dificuldade de compreensão (39) • Dependência e uso excessivo (15)	• Declínio de desempenho (38)
Usuários (funcionários, estudantes, professores, pesquisadores, pacientes, médicos, consumidores)	• Manter-se atualizado dos riscos e limitações da IA antes de delegar decisões, por meio de consultas às literaturas acadêmica e prática (3) • Assegurar integridade e transparência, atribuindo créditos à IA na geração de conteúdo ou no suporte à execução de tarefas (3) • Evitar usos impróprios ou antiéticos de IA e adotar conduta responsável e de engajamento em políticas públicas de boas práticas de adoção de IA (4)	• Desenvolver fluência em IA e diversificar habilidades por meio de entendimento de conceitos, do uso eficaz de prompts e workflows, da adoção de uma mentalidade de aprendizado contínuo, e da compreensão de que a colaboração humano-IA é mais benéfica do que a mútua exclusão (3) • Evitar sobrecarga cognitiva do uso excessivo de IA, alternando tarefas com e sem IA, desenvolvendo literacia digital emocional (compreender limites e vieses e racional usado pela IA), criando rotinas saudáveis e preservando interações sociais (8)	• Validar os *insights* de IA para garantir relevância e precisão do conteúdo gerado (5) por meio de um check-list que abrange confirmar a relevância das fontes, avaliar fluxo lógico, verificar precisão numérica, validar reconhecimento de padrões e verificar realidade específica do setor, entre outros aspectos (7)
Organizacional	• Questões éticas, legais e sociais (33) • Problemas de confiança e responsabilidade (22) • Privacidade, segurança e riscos de dados (25)	• Dependência e uso excessivo (15)	• Declínio de desempenho (38) • Vieses e justiça (36) • Limitações de design (falta de empatia, compreensão cultural e caixa-preta) (17) • Disrupções nas relações humanas (14) Erosão do conhecimento e das organizações (12)
Instituições Educacionais e Educadores (escolas, universidades, faculdades, centros de treinamento, mentores, professores, acadêmicos, orientadores)	• Estabelecer políticas, diretrizes e manuais para usos permitidos e proibidos de IA, integridade acadêmica, governança, treinamento, privacidade e uso seguro, com revisão contínua (30)	• Incorporar alfabetização em IA nos currículos, integrando competências técnicas, aplicações de negócios, ética, experiência prática e capacitação docente (12)	• Adaptar continuamente os métodos de ensino, as técnicas de aprendizado e a avaliação dos avanços das tecnologias de IA por meio do uso de plataformas de aprendizagem adaptativa (personalizar currículos, ritmo e apresentação de conteúdo), treinamento contínuo para educadores (chatbots e sistemas de tutoria inteligente para prover ajuda sob demanda e ambientes virtuais para aprimorar as disciplinas práticas) e uso de ferramentas de IA para avaliações adaptativas que ajustam a dificuldade das questões, analisam padrões de erros e preveem o desempenho para *feedback* personalizado (11)

Tabela 3. (Conclusão)

Recomendações de ações corretivas

Nível de Impacto	Ético/Legal	Cognitivo/Emocional	Estrutural
Organizacional	• Questões éticas, legais e sociais (33) • Problemas de confiança e responsabilidade (22) • Privacidade, segurança e riscos de dados (25)	• Dependência e uso excessivo (15)	• Declínio de desempenho (38) • Vieses e justiça (36) • Limitações de design (falta de empatia, compreensão cultural e caixa-preta) (17) • Disrupções nas relações humanas (14) Erosão do conhecimento e das organizações (12)
Instituições Educacionais e Educadores (escolas, universidades, faculdades, centros de treinamento, mentores, professores, acadêmicos, orientadores)	• Garantir acesso equitativo à IA, capacitação inclusiva, ambientes de aprendizagem eficazes (plataformas adaptativas, salas de aula virtuais e ferramentas de acessibilidade para diversos estilos de aprendizagem), treinamento em alfabetização em IA e experiências de aprendizagem personalizadas e métricas de impacto sobre aprendizagem e equidade (7)	• Desenvolver criatividade, escrita, resolução de problemas com estímulo à colaboração entre humanos e IA e avaliação crítica dos resultados - alguns recursos incluem sistemas de tutoria com tecnologia GenAI para orientação personalizada em tempo real, programa piloto para introduzir a IA em disciplinas, estabelecimento de métricas para habilidades (5) • Monitorar integridade acadêmica e dependência excessiva combinando ferramentas de detecção de IA, avaliações autênticas (projetos, simulações e tarefas colaborativas), políticas de transparência e treinamento de educadores (4)	• Integrar IA personalizada para acomodar diferentes conhecimentos e necessidades tecnológicas entre os alunos por meio de sistemas de aprendizagem adaptativa que personalizam o conteúdo educacional interativo e inclusivo (gamificação, e-books interativos, vídeos e plataformas compatíveis com dispositivos móveis para envolver diferentes estilos de aprendizagem e aumentar a acessibilidade), o ritmo e o *feedback* ao perfil único de cada aluno, aprimorando o engajamento, a acessibilidade e os resultados de aprendizagem (4)
Desenvolvedores de IA (desenvolvedores de software, cientistas/ engenheiros de dados, pesquisadores de IA, startups, empresas de tecnologia, comunidades de código aberto, institutos de pesquisa)	• Criar design de IA colaborativo e ético para assegurar inclusão digital, responsabilidade moral e conformidade com as leis e a sustentabilidade por meio de design centrado no humano, enfatizando princípios como justiça, responsabilidade e transparência, alinhamento com padrões como ISO/IEC 42001 e da incorporação de parâmetros de eficiência (IA orientada a objetivos, minimização de dados via aprendizado por transferência, priorização de energia renovável para infraestrutura e técnicas para reduzir o consumo de energia) (12)	• Incorporar métricas de bem-estar, entrevistas virtuais com perguntas comportamentais (treinamento e simulação dos modelos com input humano da informação comportamental a ser detectada pela IA), mecanismos de redução de vieses cognitivos e de uso compulsivo, e mecanismos para detectar violação de direitos autorais por meio de blockchain (5)	• Aprimorar a confiabilidade dos resultados por meio de prompts estruturados, mecanismos para salvar metadados, integração com outras tecnologias, apuração de identidade digital, validação de autenticidade de imagem (analisar inconsistências em nível de pixel, metadados, iluminação e plausibilidade da cena), identificação de regiões de alucinação e geração de outputs com base em evidências (9) • Desenvolver interfaces capazes de captar emoções, comportamento, percepções e necessidades por meio da integração de tecnologias multimodais de detecção de emoções e análise comportamental que permitem personalizar o conteúdo e oferecer respostas empáticas (6) • Reforçar segurança dos dados, transparência, justiça, interatividade e explicabilidade por meio de visibilidade das operações e IA explicável (ferramentas de visualização, demonstrações de raciocínio passo a passo e explicações em linguagem natural) e abordagens de segurança em múltiplas camadas (7)

CONSIDERAÇÕES FINAIS

A matriz de efeitos colaterais proposta sintetiza as principais implicações negativas do uso da IA identificadas na literatura recente e oferece um instrumento prático para análise e mitigação de riscos. A partir dela, indivíduos, organizações e instituições podem avaliar o quanto estão expostos a impactos éticos, cognitivos e estruturais e adotar estratégias que equilibrem inovação e responsabilidade. A matriz também atua como instrumento de diagnóstico, ao evidenciar onde os riscos se manifestam e orientar intervenções em contextos organizacionais, acadêmicos e educacionais, reforçando sua aplicabilidade para apoiar decisões e mitigar os efeitos adversos da IA generativa. Além disso, distingue-se de tipologias existentes ao integrar tipos de risco e níveis de impacto em um único instrumento, permitindo compreender a progressão dos efeitos entre dimensões individuais, organizacionais e societais.

Os efeitos mapeados variam em intensidade e duração, mas todos revelam uma transição em curso: a tecnologia deixa de ser apenas meio e passa a moldar a forma como pensamos, decidimos e nos relacionamos45. Nesse cenário, promover equilíbrio entre eficiência e humanidade torna-se essencial para que a IA amplie, e não substitua, a inteligência humana. Mais do que um alerta, o estudo propõe ações corretivas e *frameworks* que orientam gestores, educadores e reguladores rumo a uma governança ética, responsável e centrada no bem-estar.

NOTAS

1. Mikalef, P., Conboy, K., Lundström, J. E., & Popovič, A. (2022). Thinking responsibly about responsible AI and 'the dark side' of AI. *European Journal of Information Systems, 31*(3), 257-268. https://doi.org/10.1080/0960085x.2022.2026621

2. Duong, C. D., Dao, T. T., Vu, T. N., Ngo, T. V. N., & Tran, Q. Y. (2024, outubro). Compulsive ChatGPT usage, anxiety, burnout, and sleep disturbance: A serial mediation model based on stimulus-organism-response perspective. *Acta Psychologica, 251*, 104622. https://doi.org/10.1016/j.actpsy.2024.104622

3. Preuss, N., Alshehri, A. S., & You, F. (2024, fevereiro). Large language models for life cycle assessments: Opportunities, challenges, and risks. *Journal of Cleaner Production, 466*, 142824. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2024.142824

4. Lu, L., Zhao, J., & Chen, H. (2024, fevereiro). Investigating OTA employees' double-edged perceptions of ChatGPT: The moderating role of organizational support. *International Journal of Hospitality Management, 120*, 103753. https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2024.103753

5. Hussain, T., Wang, D., & Li, B. (2024, abril). The influence of the COVID-19 pandemic on the adoption and impact of AI ChatGPT: Challenges, applications, and ethical considerations. *Acta Psychologica, 246*, 104264. https://doi.org/10.1016/j.actpsy.2024.104264

6. Huo, X., & Siau, K. L. (2024). Generative artificial intelligence in business higher education: A focus group study. *Journal of Global Information Management, 32*(1), 1-21. https://doi.org/10.4018/JGIM.364093

7. Lu, L., Zhao, J., & Chen, H. (2024, fevereiro). Investigating OTA employees' double-edged perceptions of ChatGPT: The moderating role of organizational support. *International Journal of Hospitality Management, 120*, 103753. https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2024.103753

8. Monib, W. K., Qazi, A., Apong, R. A., Azizan, M. T., Silva, L. De, & Yassin, H. (2024). Generative AI and future education: A review, theoretical validation, and authors' perspective on challenges and solutions. *PeerJ Computer Science, 10*, 1-32. https://doi.org/10.7717/peerj-cs.2105

9. Duong, C. D., Dao, T. T., Vu, T. N., Ngo, T. V. N., & Tran, Q. Y. (2024, outubro). Compulsive ChatGPT usage, anxiety, burnout, and sleep disturbance: A serial mediation model based on stimulus-organism-response perspective. *Acta Psychologica, 251*, 104622. https://doi.org/10.1016/j.actpsy.2024.104622

10. Belanche, D., Belk, R. W., Casaló, L. V., & Flavián, C. (2024). The dark side of artificial intelligence in services. *The Service Industries Journal, 44*(3/4), 149-172. https://doi.org/10.1080/02642069.2024.2305451

11. Hussain, T., Wang, D., & Li, B. (2024, abril). The influence of the COVID-19 pandemic on the adoption and impact of AI ChatGPT: Challenges, applications, and ethical considerations. *Acta Psychologica, 246*, 104264. https://doi.org/10.1016/j.actpsy.2024.104264

12. Bin-Nashwan, S. A., Sadallah, M., & Bouteraa, M. (2023). Use of ChatGPT in academia: Academic integrity hangs in the balance. *Technology in Society, 75*, 102370. https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2023.102370

13. Kumar, S., Rao, P., Singhania, S., Verma, S., & Kheterpal, M. (2024). Will artificial intelligence drive the advancements in higher education? A tri-phased exploration. *Technological Forecasting and Social Change, 201*, 123258. https://doi.org/10.1016/j.techfore.2024.123258

14. Naing, S. Z. S., & Udomwong, P. (2024). Public opinions on ChatGPT: An analysis of Reddit discussions by using sentiment analysis, topic modeling, and SWOT analysis. *Data Intelligence, 6*(2), 344-374. https://doi.org/10.1162/dint_a_00250
15. Saluja, S., Sinha, S., & Goel, S. (2025). Loafing in the era of generative AI. *Organizational Dynamics, 54*(3, Part 2), 101101. https://doi.org/10.1016/j.orgdyn.2024.101101
16. Shoufan, A. (2023). Exploring students' perceptions of ChatGPT: Thematic analysis and follow-up survey. *IEEE Access, 11*, 38805-38818. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3268224
17. Hong, S. J. (2025). What drives AI-based risk information-seeking intent? Insufficiency of risk information versus (un)certainty of AI chatbots. *Computers in Human Behavior, 162*, 108460. https://doi.org/10.1016/j.chb.2024.108460
18. Yin, H., Wang, C., & Liu, Z. (2024). Unleashing pre-service language teachers' productivity with generative AI: Emotions, appraisal and coping strategies. *Computers in Human Behavior, 161*, 108417. https://doi.org/10.1016/j.chb.2024.108417
19. Alabed, A., Javornik, A., Gregory-Smith, D., & Casey, R. (2024). More than just a chat: A taxonomy of consumers' relationships with conversational AI agents and their well-being implications. *European Journal of Marketing, 58*(2), 373-409. https://doi.org/10.1108/EJM-01-2023-0037
20. Patvardhan, N., Ranade, M., Vandana, & Khatwani, R. (2024). Examining the accessibility of ChatGPT for competency-based personalised learning for specially-abled people. *International Journal of Information and Learning Technology, 41*(5), 539-555. https://doi.org/10.1108/IJILT-04-2024-0066
21. Milic-Frayling, N. (2023). On the cusp: Computing thrills and perils and professional awakening. *Proceedings of the VLDB Endowment, 16*(12), 4152-4159. https://doi.org/10.14778/3611540.3611640
22. Hao, X., Demir, E., & Eyers, D. (2024). Exploring collaborative decision-making: A quasi-experimental study of human and generative AI interaction. *Technology in Society, 78*, 102662. https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2024.102662
23. Monib, W. K., Qazi, A., Apong, R. A., Azizan, M. T., Silva, L. De, & Yassin, H. (2024). Generative AI and future education: A review, theoretical validation, and authors' perspective on challenges and solutions. *PeerJ Computer Science, 10*, 1-32. https://doi.org/10.7717/peerj-cs.2105
24. Lian, Y., Tang, H., Xiang, M., & Dong, X. (2024). Public attitudes and sentiments toward ChatGPT in China: A text mining analysis based on social media. *Technology in Society, 76*, 102442. https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2023.102442
25. Baldry, M. K., Happa, J., Steed, A., Smith, S., & Glencross, M. (2024). From embodied abuse to mass disruption: Generative, inter-reality threats in social, mixed-reality platforms. *Digital Threats: Research and Practice, 5*(4), Article 38, 1–36. https://doi.org/10.1145/3696015
26. Karagianni, A., & Doh, M. (2024). A feminist legal analysis of non-consensual sexualized deepfakes: Contextualizing its impact as AI-generated image-based violence under EU law. *Porn Studies,* v, n? 1-18. https://doi.org/10.1080/23268743.2024.2408277
27. Ozuem, W., Ranfagni, S., Willis, M., Salvietti, G., & Howell, K. (2024). Exploring the relationship between chatbots, service failure recovery and customer loyalty: A frustration–aggression perspective. *Psychology & Marketing, 41*(10), 2253-2273. https://doi.org/10.1002/mar.22051
28. Brüns, J. D., & Meißner, M. (2024). Do you create your content yourself? Using generative artificial intelligence for social media content creation diminishes perceived brand authenticity. *Journal of Retailing and Consumer Services, 79*, 103790. https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2024.103790
29. Trincado-Munoz, F. J., Cordasco, C., & Vorley, T. (2024). The dark side of AI in professional services. *The Service Industries Journal, 45*(5/6), 455-474. https://doi.org/10.1080/02642069.2024.2336208
30. Belanche, D., Belk, R. W., Casaló, L. V., & Flavián, C. (2024). The dark side of artificial intelligence in services. *The Service Industries Journal, 44*(3/4), 149-172. https://doi.org/10.1080/02642069.2024.2305451
31. Holm, J. R., Hain, D. S., Jurowetzki, R., & Lorenz, E. (2023). Innovation dynamics in the age of artificial intelligence: Introduction to the special issue. *Industry and Innovation, 30*(9), 1141-1155. https://doi.org/10.1080/13662716.2023.2272724
32. Cao, J., & Song, Z. (2025). An incoming threat: The influence of automation potential on job insecurity. *Asia-Pacific Journal of Business Administration, 17*(1), 116-135. https://doi.org/10.1108/APJBA-07-2022-0328
33. Wei, X., Chu, X., Geng, J., Wang, Y., Wang, P., Wang, H. X., Wang, C., & Lei, L. (2024). Societal impacts of chatbot and mitigation strategies for negative impacts: A large-scale qualitative survey of ChatGPT users. *Technology in Society, 77*(59), 102566. https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2024.102566
34. Gandía, J. A. G., Gavrila, S. G., Ancillo, A. de L., & Núñez, M. T. del V. (2025). Towards sustainable business in the automation era: Exploring its transformative impact from top management and employee perspective. *Technological Forecasting and Social Change, 210,* 123908. https://doi.org/10.1016/j.techfore.2024.123908
35. Belanche, D., Belk, R. W., Casaló, L. V., & Flavián, C. (2024). The dark side of artificial intelligence in services. *The Service Industries Journal, 44*(3/4), 149-172. https://doi.org/10.1080/02642069.2024.2305451
36. Gupta, R., & Rathore, B. (2024, julho). Exploring the generative AI adoption in service industry: A mixed-method analysis. *Journal of Retailing and Consumer Services, 81*, 103997. https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2024.103997
37. Kiuchi, K., Otsu, K., & Hayashi, Y. (2023). Psychological insights into the research and practice of embodied conversational agents, chatbots and social assistive robots: A systematic meta-review. *Behaviour and Information Technology, 43*(15), 3696-3736. https://doi.org/10.1080/0144929X.2023.2286528
38. French, A. M., & Shim, J. P. (2024). From artificial intelligence to augmented intelligence: A shift in perspective, application, and conceptualization of AI. *Information Systems Frontiers. 27*(4), 1345-1366. https://doi.org/10.1007/s10796-024-10562-2
39. Wei, X., Chu, X., Geng, J., Wang, Y., Wang, P., Wang, H. X., Wang, C., & Lei, L. (2024). Societal impacts of chatbot and mitigation strategies for negative impacts: A large-scale qualitative survey of ChatGPT users. *Technology in Society, 77*(59), 102566. https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2024.102566
40. Giannakos, M., Azevedo, R., Brusilovsky, P., Cukurova, M., Dimitriadis, Y., Hernandez-Leo, D., Järvelä, S., Mavrikis, M., & Rienties, B. (2024). The promise and challenges of generative AI in education. *Behaviour and Information Technology, 44*(11), 2518-2544. https://doi.org/10.1080/0144929X.2024.2394886

41. Stahl, B. C., & Eke, D. (2024, abril). The ethics of ChatGPT: Exploring the ethical issues of an emerging technology. *International Journal of Information Management, 74*, 102700. https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2023.102700
42. Cao, J., & Song, Z. (2025). An incoming threat: The influence of automation potential on job insecurity. *Asia-Pacific Journal of Business Administration, 17*(1), 116-135. https://doi.org/10.1108/APJBA-07-2022-0328
43. Rasul, T., Nair, S., Kalendra, D., Balaji, M. S., Santini, F. de O., Ladeira, W. J., Rather, R. A., Yasin, N., Rodriguez, R. V., Kokkalis, P., Murad, M. W., & Hossain, M. U. (2024). Enhancing academic integrity among students in GenAI Era: A holistic framework. *International Journal of Management Education, 22*(3), 101041. https://doi.org/10.1016/j.ijme.2024.101041
44. Duke Learning Innovation & Lifetime Education. (2025, agosto 25). *Artificial intelligence policies: Guidelines and considerations.* https://lile.duke.edu/ai-and-teaching-at-duke-2/artificial-intelligence-policies-in-syllabi-guidelines-and-considerations/; Fish, L. (2025, setembro 10). *Artificial intelligence and mental health: 6 essential ways to protect your mind while engaging with AI.* https://laura-fishtherapy.com/artificial-intelligence-mental-health-ways-to-protect-your-mind/; Kaul, A., Ng, M., Lim, M., Goh, L., & Brahmecha, A. (2025, fevereiro 5). *12 key principles for sustainable AI.* Access partnership. https://accesspartnership.com/opinion/12-key-principles-for-sustainable-ai; Loh, H., Beauchene, V., Lukic, V., & Shenov, R. (2024, outubro 8). *Five must-haves for effective AI upskilling. BCG.* https://www.bcg.com/publications/2024/five-must-haves-for-ai-upskilling; Nagenda, M. (2023, setembro 8). *Increasing awareness about the ethical implications of AI.* Pranathi Software Services Pvt. Ltd. https://www.pranathiss.com/blog/the-ethical-implications-of-ai/
45. Demetis, D. S., & Angell, I. O. (2024, fevereiro). *The technological construction of reality* (Vol. 2). Edward Elgar Publishing Limited.

NOTA

A ferramenta SciSpace foi utilizada e citada na metodologia; o ChatGPT e o Google Tradutor auxiliaram na tradução de alguns termos, e o ChatGPT também auxiliou na verificação da ortografia e da gramática em trechos pontuais. Após utilizar essas ferramentas, revisamos e editamos o conteúdo conforme necessário, assumindo total responsabilidade por ele.

CONFLITOS DE INTERESSE

As autoras não têm conflito de interesse a declarar.

MINICURRÍCULO

Suely Fischer Omura é professora na FGV-EAESP, doutora em Administração de Empresas pela mesma instituição e pesquisa inteligência artificial, sistemas de informação e processo decisório, com foco na interação humano–IA.
Vanessa Martins dos Santos é professora na ESPM Escola Superior de Propaganda e Marketing e na FIA Fundação Instituto de Administração, doutora em Administração de Empresas pela FGV-EAESP e pesquisa inteligência artificial, blockchain e sustentabilidade.

CONTRIBUIÇÃO DE AUTORIA

Suely Fischer Omura: Conceitualização, curadoria de dados, análise formal; Metodologia; Redação – rascunho original.
Vanessa Martins dos Santos: Conceitualização, curadoria de dados, análise formal; Metodologia; Redação – rascunho original.

Submetido 14-10-2025. **Aprovado** 03-02-2026
Avaliado pelo sistema de revisão duplo-anônimo.
Primeiro(a) avaliador(a): não autorizou a divulgação de sua identidade e relatório de avaliação por pares.
Segundo(a) avaliador(a): Alexandre Cappellozza e, não autorizou a divulgação de sua identidade.
Versão original. DOI: http://dx.doi.org/10.12660/gvexec.v25n4.2026.94510

MARKETING DE INFLUÊNCIA: O QUE OS DADOS NÃO CAPTURAM

INFLUENCER MARKETING: WHAT THE DATA FAIL TO REVEAL



Um método para escolher influenciadores e construir narrativas de marca culturalmente coerentes, indo além das métricas de alcance e engajamento

A method for selecting influencers and building culturally coherent brand narratives beyond reach and engagement metrics

Vitor da Cunha Silveira | vitor.silveira@me.com | ORCID: 0000-0001-8367-3128
Fundação Getulio Vargas, Escola de Administração de Empresas de São Paulo, São Paulo, SP, Brasil

Eliane Pereira Zamith Brito | eliane.brito@fgv.br | ORCID: 0000-0002-7340-1337
Fundação Getulio Vargas, Escola de Administração de Empresas de São Paulo, São Paulo, SP, Brasil

Luís Alexandre Grubits de Paula Pessôa | lpessoa@iag.puc-rio.br | ORCID: 0000-0002-1532-6084
Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Escola de Negócios, Rio de Janeiro, RJ, Brasil

Resumo

Objetivo: apresentar um modelo replicável para estruturar parcerias entre marcas e influenciadores, combinando semiótica francesa, teoria dos campos de Bourdieu e IA generativa para promover congruência simbólica entre narrativa de marca e universo do influenciador.

Estado da arte: a literatura evidencia que autenticidade e congruência simbólica são tão importantes quanto alcance e engajamento como preditores de eficácia no *marketing* de influência. A maioria das organizações, porém, ancora decisões em indicadores quantitativos que não capturam dimensões culturais relevantes.

Metodologia: pesquisa-ação qualitativa conduzida em empresa brasileira do setor de bens de consumo (anonimizada), entre junho de 2024 e maio de 2025, que analisou corpus de 107.852 vídeos de redes sociais, com suporte de plataforma de IA generativa.

Originalidade: o artigo propõe uma articulação entre percurso gerativo de sentido de Greimas, teoria do campo de Bourdieu e IA generativa como infraestrutura operacional para análise de congruência simbólica em escala.

Impactos: o *framework* desenvolvido e o *checklist* de 10 perguntas podem ser replicados e ajudar outras marcas a diagnosticar territórios simbólicos, selecionar influenciadores com base em capital cultural e construir narrativas de marca culturalmente coerentes.

Palavras-chave: *marketing* de influência, narrativa de marcas, capital cultural, congruência simbólica, IA generativa, *branding*, autenticidade.

ODS: 8 – Trabalho decente e crescimento econômico, 9 – Indústria, inovação e infraestrutura, 17 – Parcerias e meios de implementação.

ABSTRACT

Objective: *To present a replicable model for structuring partnerships between brands and influencers by combining French semiotics, Bourdieu's field theory, and generative AI to foster symbolic congruence between brand narratives and influencers' cultural universes.*

State of the art*: The literature shows that authenticity and symbolic congruence are as important as reach and engagement in predicting the effectiveness of influencer marketing. Most organizations, however, continue to base their decisions on quantitative indicators that fail to capture relevant cultural dimensions.*

Methodology: *This study employed a qualitative action research approach conducted in a Brazilian consumer goods company (anonymized) between June 2024 and May 2025. The analysis was based on a corpus of 107,852 social media videos, supported by a generative AI platform.*

Originality: *The article proposes an original articulation between Greimas's generative trajectory of meaning, Bourdieu's field theory, and generative AI as an operational infrastructure for analyzing symbolic congruence at scale.*

Impacts: *The framework and ten-question checklist developed in this study can be replicated by other organizations to diagnose symbolic territories, select influencers based on cultural capital, and build culturally coherent brand narratives.*

Keywords: *influencer marketing; brand narratives; cultural capital; symbolic congruence; generative AI; branding; authenticity.*

SDGs: *8 – Decent Work and Economic Growth; 9 – Industry, Innovation and Infrastructure; 17 – Partnerships for the Goals.*



Há um paradoxo que incomoda qualquer gestor de *marketing* que preste atenção. Nunca se teve tantos dados: alcance, engajamento, custo por clique, *share of voice*. E, ao mesmo tempo, nunca foi tão difícil mensurar o que realmente importa no *marketing* de influência. Campanhas com indicadores impecáveis geram impacto nulo. Parcerias perfeitas nos números produzem rejeição. O problema raramente está nos dados. Está no que eles não capturam.

A expressão "capital cultural", formulada pelo sociólogo francês Pierre Bourdieu, virou bordão viral nas redes sociais[1]. Em sua formulação original, o conceito refere-se aos recursos culturais acumulados ao longo da trajetória de vida, que funcionam como forma de distinção social e podem ser convertidos em vantagens em diferentes campos. Marcas e influenciadores a usam como atalho de *status*: museus, leituras exibicionistas, viagens fotografadas, muitas vezes sem relação com o que o autor efetivamente descreveu. Essa banalização, porém, revela algo útil: as marcas perceberam que os influenciadores com quem se associam carregam significados que vão além do produto. Em categorias como beleza, moda e *lifestyle*, autenticidade não é diferencial. É condição de existência.

O *marketing* de influência consolidou-se como prioridade estratégica no investimento publicitário brasileiro. A Pesquisa ROI & Influência 2025, conduzida por Youpix e Nielsen com 187 profissionais de marcas e agências, documenta essa consolidação com precisão[2]: 82% das marcas consideram a estratégia importante ou muito importante em seus planos de comunicação, crescimento de seis pontos percentuais após três anos de estabilidade, e 52% já a tratam como parte central da estratégia[3]. Ainda assim, 57% dos profissionais apontam a dificuldade de mensurar ROI como a principal barreira para ampliar os investimentos.

O problema não é falta de dados. É falta de perguntas melhores. Saber quantos seguidores um influenciador tem não diz muito sobre sua capacidade de representar os valores, significados e referências culturais que uma marca deseja mobilizar. As métricas ajudam a avaliar a repercussão de uma campanha. A escolha do influenciador, porém, acontece antes disso. É uma decisão estratégica sobre quais narrativas a marca pretende construir e quem tem legitimidade para sustentá-las. Essa é a lacuna que o *framework* proposto neste artigo busca preencher.

O ponto de partida para esta pesquisa foi uma empresa brasileira do setor de cosméticos que enfrentava dificuldades crescentes para traduzir seu posicionamento em uma narrativa consistente e encontrar parceiros capazes de representá-la. As decisões eram guiadas predominantemente por métricas quantitativas. Como consequência, a marca permanecia presa a atributos funcionais, como "duração da cor após mais lavagens" ou "sem amônia", sem uma narrativa capaz de conectar biodiversidade, cultura e identidade das consumidoras brasileiras. O desafio não era produzir mais dados, mas compreender os significados culturais que poderiam sustentar um posicionamento distintivo.

Este relato de intervenção apresenta o modelo que emergiu desse processo. Combinando semiótica, teoria dos campos de Bourdieu e inteligência artificial (IA) generativa, o *framework* proposto oferece um método para identificar territórios simbólicos, estruturar narrativas de marca e selecionar influenciadores a partir da congruência cultural entre suas trajetórias e os significados que a marca deseja mobilizar. O modelo foi desenvolvido e refinado ao longo de uma pesquisa-ação de 12 meses e é traduzido, ao final, em um *checklist* gerencial de 10 etapas passível de adaptação a diferentes contextos organizacionais.

FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

O *marketing* de influência funciona porque influenciadores não são apenas canais: são mediadores culturais. Eles constroem sua legitimidade não pela exposição em mídias de massa, mas pela produção contínua de conteúdo, funcionando ao mesmo tempo como sujeito, personagem e narrador de sua própria história4. Esse modo de existir nas redes cria algo que a publicidade tradicional raramente consegue: a sensação de que alguém real, com trajetória verificável, acredita no que está dizendo.

A literatura acadêmica mostra que autenticidade percebida e congruência simbólica são os maiores preditores de eficácia no *marketing* de influência, bem acima de alcance ou engajamento[5]. A autenticidade resulta da combinação entre identificação genuína com os valores da marca e transparência sobre a natureza comercial da parceria[6]. Já a congruência opera em dois níveis: o funcional, relacionado aos atributos do produto, e o simbólico, ligado aos significados culturais e identitários que o influenciador encarna[7]. Quanto maior o alinhamento simbólico, mais eficaz tende a ser a transferência de significados[8]. A literatura recente reforça esse aspecto: popularidade e alcance não bastam, e atributos como credibilidade, congruência e autenticidade pesam na efetividade[9].

Por trás dessa dinâmica, há um mecanismo que a semiótica e os estudos de consumo descrevem com precisão: os significados não pertencem aos produtos, mas circulam entre cultura, marcas e consumidores[10]. A Consumer Culture Theory (CCT) aprofunda essa análise, ao mostrar que o consumo raramente é apenas funcional. Ao escolher uma marca, os consumidores também escolhem um conjunto de significados com os quais querem ser identificados, uma declaração de pertencimento e valores[11]. Influenciadores atuam como mediadores desse processo. Ao se associarem a uma marca, transferem parte do universo simbólico que construíram junto ao público. Quando influenciador e marca compartilham o mesmo território de significados, a parceria tende a ser percebida menos como publicidade e mais como confirmação de uma identidade já reconhecida.

Se a transferência de significados explica o que circula nas parcerias, falta entender como esse sentido é produzido e organizado. A semiótica francesa, particularmente o percurso gerativo de sentido proposto por Algirdas Julien Greimas, oferece um modelo para compreender como os discursos de marca produzem sentido e como os influenciadores participam desse processo[12]. O percurso gerativo descreve a geração de sentido em três níveis hierárquicos, do mais abstrato ao mais concreto: o fundamental, o narrativo e o discursivo.

No nível fundamental, o objetivo é identificar as tensões simbólicas que estruturam uma categoria[13]. Mais do que atributos de produto, trata-se de compreender os significados culturais que orientam a percepção dos consumidores e delimitam os territórios possíveis para uma marca. Em vez de perguntar apenas o que os consumidores compram, a análise busca compreender quais ideias, valores e formas de pertencimento estão em disputa naquele mercado. Tornar essas tensões visíveis ajuda a identificar territórios narrativos ocupados, saturados ou ainda disponíveis para diferenciação.

No nível narrativo, esses significados são organizados em uma história. Na publicidade, esse percurso se desdobra em três atos: a manipulação, quando o influenciador faz a promessa e cria o desejo de pertencer ao território da marca; a ação, o uso do produto pelo consumidor; e a sanção, a confirmação do resultado positivo, que valida o contrato e fideliza[14]. Nesse processo, o influenciador ocupa o papel de destinador: é ele quem propõe ao consumidor (o destinatário) um contrato simbólico, persuadindo-o por tentação (os valores desejáveis da marca) ou por sedução (sua própria autoridade cultural) a querer pertencer ao território narrativo da marca. Essa função só se aplica quando o influenciador tem legitimidade cultural prévia, conforme o conceito de Bourdieu. Sem isso, o contrato não se sustenta, e a percepção de artificialidade desfaz a narrativa[15].

No nível discursivo, tudo se concretiza: os valores se temporalizam, espacializam e figurativizam, ganham cor, textura, lugares, pessoas reais. A tematização traduz valores abstratos em temas como diversidade e força. A figurativização os transforma em imagens concretas: o verde da floresta, a textura dos cabelos, o brilho depois do produto. Para o gestor, esse é o terreno da execução criativa, mas é o nível fundamental que determina se essa execução terá coerência, e, portanto, eficácia simbólica[16].

O percurso gerativo ajuda a compreender como o sentido é construído, mas não explica de onde vem a legitimidade que sustenta o papel do influenciador. Para isso é preciso recorrer à teoria dos campos de Pierre Bourdieu. O campo dos influenciadores pode ser entendido como um espaço de disputa em que diferentes formas de capital circulam e se convertem: econômico (quem financia a produção), cultural (quem tem autoridade para falar sobre o quê), social (quem conhece quem) e simbólico, o prestígio que, dentro do campo, funciona como moeda de legitimidade[17].

O *habitus* é o elemento que torna essa legitimidade crível. Não se trata de uma máscara que se coloca para a câmera, mas do resultado de uma trajetória de hábitos incorporados, de um modo de existir que o público reconhece como autêntico. Quando o habitus do influenciador converge com o território simbólico da marca, ocorre uma transferência estruturada de legitimidade: o influenciador reforça a credibilidade da marca, e a marca reforça sua posição dentro daquele universo cultural[18].

Sob essa lente, selecionar influenciadores não é uma decisão sobre audiência. É uma decisão sobre capital simbólico e legitimidade narrativa[19]: quem tem o *habitus* coerente com o território da marca, e, por isso, a autoridade de destinador perante o consumidor? Essa é a pergunta que orienta o *framework* proposto neste artigo.

METODOLOGIA

A pesquisa adotou estratégia de pesquisa-ação de caráter iterativo, estruturada em ciclos de diagnóstico, intervenção, aprendizado e ajuste[20]. Foi conduzida ao longo de 12 meses, entre junho de 2024 e maio de 2025, em empresa brasileira do setor de bens de consumo (anonimizada por concordância institucional). A intervenção foi organizada em quatro etapas: diagnóstico semiótico da categoria; inovação de produto; seleção da embaixadora e cocriação narrativa; e tradução discursiva com lançamento experiencial.

Para viabilizar a análise discursiva em escala, foram examinados 107.852 vídeos publicados no Brasil sobre produtos capilares, provenientes do YouTube, TikTok, Instagram e Kwai. Utilizou-se plataforma especializada na análise de conteúdo audiovisual, combinando visão computacional, processamento de linguagem natural e modelos de similaridade, operando como infraestrutura analítica, não como substituto do julgamento humano.

Em todas as etapas, os critérios de clusterização foram definidos conceitualmente pela equipe antes do processamento algorítmico. Os resultados foram interpretados à luz do percurso gerativo de sentido e da teoria do campo de Bourdieu. Para reduzir possíveis vieses da plataforma, os resultados foram confrontados com análises manuais de amostras. Os dados foram tratados de maneira agregada, sem identificação de usuários individuais.

A PESQUISA-AÇÃO EM QUATRO ETAPAS

Etapa 1 – Diagnóstico semiótico da categoria

Toda disputa de mercado é, antes de mais nada, uma disputa de sentidos. Antes de decidir o que dizer, é preciso entender o que já está sendo dito, por quem, como e com qual efeito sobre o imaginário do público. A primeira etapa operou exatamente no nível fundamental do percurso gerativo: identificar as oposições semânticas que estruturavam a categoria.

Com suporte da plataforma de IA generativa Winnin, conteúdos foram agrupados em *clusters* por similaridades narrativas e temáticas, permitindo identificar padrões de discurso, signos dominantes e tensões culturais. O diagnóstico foi traduzido em um mapa semiótico: uma matriz 2×2 construída a partir de duas tensões centrais: naturalidade/biodiversidade versus tecnologia/ciência, e beleza próxima/diversa versus beleza aspiracional/padronizada. O cruzamento dessas dimensões revelou quatro territórios simbólicos distintos, tornando visível onde as marcas da categoria estavam posicionadas e onde havia espaço para diferenciação.

Figura 1.

Mapa semiótico da categoria de coloração capilar

	Tecnologia/ciência	Ativos naturais/biodiversidade
BELEZA ASPIRACIONAL/ PADRÃO	**Concorrentes *premium*** Tecnologia + beleza aspiracional/padrão	**Concorrente direto da marca** Ativos naturais + beleza aspiracional/padrão
BELEZA PRÓXIMA/DIVERSA	**Concorrentes populares** Tecnologia + beleza próxima/diversa	**Marca analisada (objetivo)** Ativos naturais + beleza próxima/diversa

Nota: Elaborado pelos autores com apoio de IA generativa.

A marca analisada ocupava o território dos ativos naturais, mas o comunicava de maneira funcional e técnica: "duração da cor após mais lavagens", "cobertura perfeita". Havia uma lacuna entre o território simbólico pretendido e a narrativa efetivamente construída. Faltava uma história capaz de conectar biodiversidade, diversidade cultural e identidade das consumidoras brasileiras. Além das tensões simbólicas da categoria, a análise dos conteúdos revelou demandas recorrentes associadas à experiência de uso dos produtos. As consumidoras buscavam resultados que combinassem cobertura de cor, brilho, maciez e aparência saudável dos fios, sem o ressecamento típico da categoria. Definida a lacuna, o próximo passo era fazer, a partir do diagnóstico, uma proposta concreta de valor.

Etapa 2 – Inovação de produto a partir dos *insights* narrativos

O cruzamento dos *insights* do diagnóstico às possibilidades técnicas levou ao desenvolvimento de uma formulação inédita: a incorporação de óleos da flora brasileira diretamente ao processo de aplicação do produto, entregando hidratação simultânea à coloração.

Essa inovação, porém, ainda não estava completa. O posicionamento narrativo dependia de quem teria legitimidade para representar a marca. A definição dos ingredientes, dos significados associados ao produto e da própria narrativa exigia a participação de uma voz capaz de traduzir esse território simbólico para as consumidoras.

Etapa 3 – Seleção da embaixadora por capital simbólico

A pergunta que orientou a seleção da embaixadora não era "quem tem mais seguidores?". Era outra: quem tem autoridade para representar o território simbólico do quadrante definido no mapa semiótico? Quem pode convencer a consumidora de que, ao usar o produto, ela leva para os cabelos a força e o brilho da flora brasileira e, ao mesmo tempo, ter a percepção de que está contribuindo para a valorização da biodiversidade? Essa distinção muda tudo.

Plataformas de análise de redes sociais mapearam perfis com alto engajamento orgânico, relevância na temática de beleza e potencial de influência junto ao público-alvo. Muitos apresentavam métricas robustas. Poucos possuíam a legitimidade simbólica necessária para ancorar a narrativa proposta.

A embaixadora escolhida foi uma mulher da região amazônica com trajetória em manifestações culturais regionais e projeção nacional. Seu capital cultural era incorporado, não apenas declarado: conhecimento das tradições amazônicas, participação em eventos de forte simbolismo e reconhecimento institucional de amplo alcance. Era ela quem tinha condições de propor o contrato simbólico à consumidora: a promessa ("este produto carrega a força da Amazônia"), a ação (a experiência de uso) e a sanção (o resultado validado por alguém que vive essa cultura). Após a formalização da parceria, ela participou ativamente da cocriação: sugeriu os ingredientes específicos da flora amazônica que deveriam compor o *blend*. Foi assim que o "*blend* de óleos da flora brasileira" se tornou "*blend* de óleos amazônicos". Não foi uma decisão de *marketing*. Foi uma decisão de autenticidade.

Etapa 4 – Tradução discursiva e lançamento experiencial

A quarta etapa correspondeu à materialização discursiva da narrativa: o nível discursivo do percurso gerativo. A agência desenvolveu um conceito criativo associando a nova linha a uma figura mítica amazônica contemporânea, combinando força, beleza e proteção da natureza. O lançamento aconteceu na própria Amazônia, em um evento liderado pela embaixadora e patrocinado pela marca. Ela convidou pessoalmente cerca de 200 influenciadores de diferentes tamanhos de audiência para experimentar a cultura amazônica: os sabores, as texturas, os rituais, a floresta. A marca não levou a Amazônia para São Paulo. Foi até ela. Essa escolha foi mais do que cenográfica. Se o produto incorporava ingredientes amazônicos, e a narrativa estava ancorada na biodiversidade e na identidade cultural da região, fazia sentido que a experiência também fosse construída nesse território. A coerência entre produto, narrativa, embaixadora e experiência tornou visíveis os significados que a marca pretendia comunicar.

A coerência entre os três níveis do percurso gerativo – o fundamental, que definiu o território simbólico da marca, o narrativo, estruturado em torno da embaixadora e do contrato simbólico proposto às consumidoras, e o discursivo, materializado na campanha e na experiência amazônica – é o que torna a narrativa resistente à percepção de artificialidade. A trajetória da embaixadora era consistente com o território simbólico construído pela marca, e os 200 influenciadores convidados puderam experimentar esse universo de significados na pele, e não apenas por meio da comunicação da campanha.

RESULTADOS

A Tabela 1 sintetiza as principais transformações observadas ao longo da intervenção. Mais do que mudanças pontuais de comunicação, os resultados indicam uma alteração na forma como a marca passou a ser percebida e narrada por diferentes atores do ecossistema digital.

Tabela 1.

Indicadores comparativos: antes e após a intervenção

Dimensão	Antes da intervenção	Após a intervenção
Semântica dominante	"Sem amônia", "vegana", "bom custo-benefício", "cobertura perfeita"	"Empoderada", "diversidade", "sustentável", "banho de brilho", "tintura das manas"
Perfil narrativo	Funcional, racional; centrado em segurança e *performance* técnica	Cultural, identitário, afetivo; centrado em pertencimento, biodiversidade e diversidade
Origem dos conteúdos	Predominância de conteúdo produzido pela própria marca em seus canais; baixo volume de conteúdo orgânico gerado por terceiros	Crescimento expressivo de *earned media*; influenciadoras produzindo conteúdo espontâneo
Retorno do lançamento	Ausência de mobilização orgânica de alto alcance	Amplificação orgânica da narrativa, crescimento e *earned media*
Posição no mapa	Polo dos ativos naturais, com comunicação predominantemente funcional e baixa diferenciação identitária	Polo dos ativos naturais, com narrativa ancorada em biodiversidade brasileira e diversidade real

Nota: Elaborado pelos autores com base em análise comparativa de conteúdo gerada pela plataforma de IA.

Antes da intervenção, a marca era descrita principalmente por atributos funcionais, como cobertura da cor, ausência de amônia ou custo-benefício. Após o lançamento, passaram a ganhar espaço temas relacionados a diversidade, pertencimento, sustentabilidade e identidade cultural. A mudança sugere que a marca deixou de ser percebida apenas como uma solução funcional e passou a ocupar um território simbólico mais amplo e distintivo.

Influenciadores que participaram da experiência passaram a publicar espontaneamente sobre a marca, a Amazônia e os significados associados à campanha. Em termos de equivalência de mídia, o retorno orgânico superou amplamente o investimento realizado. Apenas uma influenciadora convidada, com 19 milhões de seguidores, que publicou um post na frente do stand da marca, gerou um valor de mídia equivalente ao custo integral do evento.

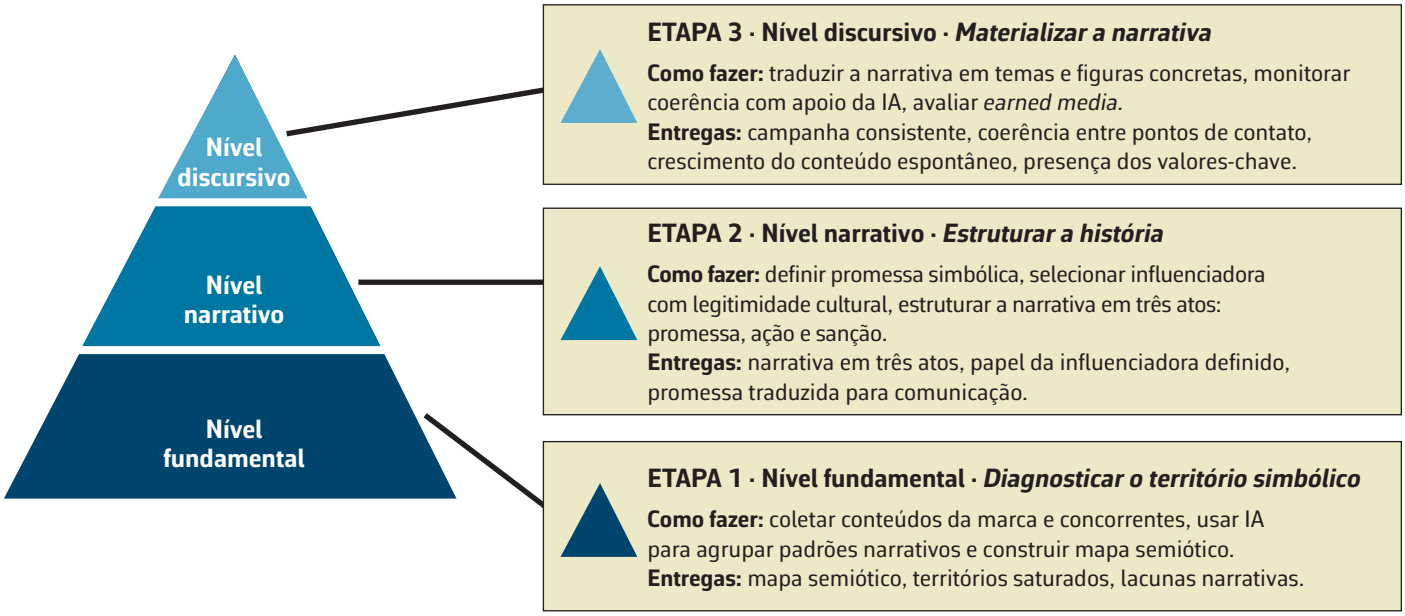
Após a intervenção, a empresa encomendou a aplicação do *framework* em outras nove marcas do portfólio, pertencentes a categorias e contextos distintos. Esse movimento sugere que o método desenvolvido se mostrou promissor.

FRAMEWORK OPERACIONAL

O framework organiza a construção de narrativas em três etapas que correspondem diretamente aos três níveis do percurso gerativo: diagnóstico semiótico (nível fundamental), estruturação narrativa (nível narrativo) e materialização discursiva (nível discursivo). A IA entra como infraestrutura analítica em cada etapa, não como substituta do julgamento cultural.

Figura 2.

***Framework* operacional de construção de narrativas de marca**



Cada nível da pirâmide corresponde a uma etapa operacional. No nível fundamental, a marca mapeia as oposições semânticas da categoria e os territórios simbólicos disponíveis. O trabalho parte da coleta de conteúdos próprios e espontâneos, da clusterização desse material com apoio de plataforma de IA generativa e da construção de um mapa semiótico, do qual resultam o diagnóstico de territórios e a identificação das lacunas narrativas da marca. No nível narrativo, a marca define o programa narrativo: a promessa simbólica, o objeto de valor e os papéis de destinador e destinatário. É nesse nível que se seleciona o influenciador com capital cultural e legitimidade compatíveis com o território escolhido e se organiza a história em três atos, de modo que a promessa se traduza tanto no produto quanto na comunicação. No nível discursivo, a narrativa ganha forma concreta por tematização e figurativização, e a coerência entre os pontos de contato passa a ser monitorada, inclusive com apoio de IA, tendo o crescimento do alcance espontâneo como um dos indicadores de resultado.

O aprendizado mais contraintuitivo do processo foi sobre *timing*: a embaixadora precisa entrar antes da campanha, não durante. Incluí-la na construção da narrativa, e não só na execução, foi o que garantiu a coerência entre os três níveis do percurso gerativo. É isso que torna o discurso resistente à percepção de artificialidade.

O *framework* não propõe ignorar métricas. Propõe subordiná-las a uma pergunta anterior e mais estratégica: esse influenciador possui capital simbólico e autoridade cultural coerentes com o território que a marca deseja ocupar? Quando a resposta é positiva, as métricas tendem a ser consequência, não ponto de partida.

O método se aplica a macro, micro e nanoinfluenciadores, porque o critério que o organiza é a congruência simbólica, e não o tamanho da audiência. Capital simbólico e congruência não guardam relação necessária com a contagem de seguidores, embora possam se refletir em indicadores de engajamento. Criadores culturalmente legítimos tendem a mobilizar respostas mais intensas e qualificadas de suas comunidades. Uma criadora regional com público relativamente pequeno pode carregar, dentro de um universo cultural específico, mais legitimidade de destinador do que uma celebridade nacional, justamente porque sua base, ainda que menor, coincide com a comunidade que valida aquele território.

A implementação do *framework* exige acesso a plataformas de análise de conteúdo audiovisual em escala e capacidade interpretativa à luz do percurso gerativo. O custo é variável, mas tende a ser inferior ao desperdício gerado por parcerias culturalmente mal alinhadas. O modelo se aplica principalmente a categorias onde os significados culturais e identitários pesam na decisão de compra: beleza, moda, alimentação, *lifestyle*, cultura.

O *checklist* a seguir traz 10 perguntas sequenciais que cobrem o processo completo do *framework*, do diagnóstico ao monitoramento. Cada uma corresponde a uma etapa do framework e serve tanto para iniciar um novo projeto quanto para auditar uma estratégia em curso.

Tabela 2.

Checklist gerencial para construção de narrativas de marca com congruência simbólica

#	Etapa	Pergunta-chave para o gestor	
1	Diagnóstico	Já sei como minha categoria é narrada nas redes, não pelo que eu digo, mas pelo que os outros dizem sobre ela?	[ ]
2	Diagnóstico	Identifiquei as oposições semânticas fundamentais que estruturam o imaginário da minha categoria?	[ ]
3	Diagnóstico	Tenho um mapa semiótico com territórios disponíveis e saturados?	[ ]
4	Narrativa	Minha promessa de marca está definida em termos simbólicos, não apenas funcionais?	[ ]
5	Narrativa	Identifiquei quem tem capital cultural legítimo para exercer o papel de destinador perante meu público?	[ ]
6	Influenciadores	Minha seleção de influenciador considera congruência simbólica e autoridade, além de métricas numéricas?	[ ]
7	Influenciadores	A embaixadora entrou na fase de construção da narrativa, e não só na execução?	[ ]
8	Execução	Produto, comunicação e discurso dos influenciadores expressam de modo coerente o mesmo território simbólico?	[ ]
9	Avaliação	Tenho indicadores qualitativos para monitorar a coerência narrativa ao longo do tempo?	[ ]
10	Replicação	O processo foi documentado de modo que possa ser aplicado a outras marcas do portfólio?	[ ]

Nota: Elaborado pelos autores com apoio de IA generativa.

CONCLUSÃO

Este artigo partiu de um paradoxo e chegou a um *checklist*. O paradoxo é bem conhecido por quem trabalha com *marketing* de influência: nunca se teve tantos dados e, ao mesmo tempo, nunca foi tão difícil mensurar o que realmente importa. A hipótese desenvolvida ao longo da pesquisa é simples: o problema não está nos dados, mas nas perguntas. Métricas quantitativas ajudam a medir alcance e engajamento, mas não capturam, por si só, a legitimidade simbólica de um influenciador perante seu público.

O percurso gerativo de sentido de Greimas forneceu ao processo uma estrutura capaz de conectar diagnóstico, narrativa e execução dentro do território simbólico. A teoria dos campos de Bourdieu permitiu compreender por que determinados influenciadores conseguem sustentar certas narrativas e outros não. Quando o *habitus* da embaixadora, o capital simbólico que ela mobiliza e o território narrativo da marca estão alinhados, a comunicação tende a ser percebida como mais autêntica e coerente.

A principal contribuição está na sistematização de um processo replicável. O *framework* traduz essa lógica em três etapas e 10 perguntas, um método que pode ser usado por qualquer gestor em qualquer marca que opere em categorias culturalmente densas.

As limitações do estudo precisam ser reconhecidas. A análise é baseada em um único caso, ainda que a aplicação posterior do *framework* em outras nove marcas do portfólio ofereça evidências iniciais de sua utilidade gerencial. Além disso, os resultados qualitativos são correlacionais, e não permitem estabelecer relações causais entre cada elemento da intervenção e os efeitos identificados. Pesquisas futuras poderão testar o *framework* em outras categorias, aprofundar o papel dos microinfluenciadores nessa dinâmica, desenvolver métricas de *brand equity* narrativo e explorar formas adicionais de validação externa.

Antes de perguntar quantos seguidores um influenciador tem, vale considerar uma questão anterior: qual capital simbólico ele carrega e qual é sua legitimidade para propor o contrato simbólico que a marca precisa firmar com os consumidores? Quando essa pergunta vira o ponto de partida, toda a lógica de seleção muda. O *checklist* é um primeiro passo para que essa mudança aconteça na prática.

NOTAS

1. Torres, B. (2025, 23 de agosto). Novo bordão nas redes, 'capital cultural' ensina a ostentar inteligência, mas distorce teoria criada por sociólogo francês. *O Globo*. https://oglobo.globo.com/cultura/noticia/2025/08/23/novo-bordao-nas-redes-capital-cultural-ensina-a-ostentar-referencias-mas-distorce-teoria-criada-por-sociologo-frances.ghtml

2. Navarro, J. G. (2024). *Influencer marketing in Brazil: Statistics & facts.* Statista. Recuperado em 20 de setembro de 2025, de https://www.statista.com/topics/9465/influencer-marketing-in-brazil/

3. Youpix, & Nielsen. (2025). Pesquisa ROI & Influência 2025 (6a ed.). Amostragem não probabilística com 187 respondentes (83 anunciantes, 104 profissionais de agências). Campo realizado entre abril e junho de 2024. https://members.youpix.com.br/pesquisa-roi-2025-download

4. Liu, X., & Zheng, X. (2024). The persuasive power of social media influencers in brand credibility and purchase intention. *Humanities and Social Sciences Communications, 11*(1), 1-12. https://doi.org/10.1057/s41599-023-02512-1

5. Fasanella, G., Sandes, F. S., & Brito, E. P. Z. (2023). Aliar-se a influenciadores ou a celebridades? *GV-Executivo, 22*(2), 10-17. https://doi.org/10.12660/gvexec.v22n2.2023.89198

6. Audrezet, A., de Kerviler, G., & Moulard, J. G. (2020, setembro). Authenticity under threat: When social media influencers need to go beyond self-presentation. *Journal of Business Research, 117*, 557-569. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2018.07.008

7. Audrezet, A., de Kerviler, G., & Moulard, J. G. (2020, setembro). Authenticity under threat: When social media influencers need to go beyond self-presentation. *Journal of Business Research, 117*, 557-569. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2018.07.008

8. Belanche, D., Casaló, L. V., Flavián, M., & Ibáñez-Sánchez, S. (2021, agosto). Understanding influencer marketing: The role of congruence between influencers, products and consumers. *Journal of Business Research, 132*, 186-195. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.03.067

9. Aw, E. C.-X., & Agnihotri, R. (2024). Influencer marketing research: Review and future research agenda. *Journal of Marketing Theory and Practice, 32*(4), 435-448. https://doi.org/10.1080/10696679.2023.2235883
10. McCracken, G. (1986, junho). Culture and consumption: A theoretical account of the structure and movement of the cultural meaning of consumer goods. *Journal of Consumer Research, 13*(1), 71-84. https://doi.org/10.1086/209048
11. Arnould, E. J., & Thompson, C. J. (2005, março). Consumer Culture theory (CCT): Twenty years of research. *Journal of Consumer Research, 31*(4), 868-882. https://doi.org/10.1086/426626
12. Greimas, A. J., & Courtés, J. (2008). Dicionário de semiótica. Contexto.
13. Barros, D. L. P. de. (2005). *Teoria semiótica do texto* (4a ed.). Ática.
14. Barros, D. L. P. de. (2005). *Teoria semiótica do texto* (4a ed.). Ática.
15. Barros, D. L. P. de. (2005). *Teoria semiótica do texto* (4a ed.). Ática.
16. Barros, D. L. P. de. (2005). *Teoria semiótica do texto* (4a ed.). Ática.
17. Bourdieu, P. (2023). *Escritos de educação* (16a ed.). Vozes.
18. Bourdieu, P. (1996). *Razões práticas: Sobre a teoria da ação.* Papirus.
19. Holt, D. B. (2004). *How brands become icons: The principles of cultural branding*. Harvard Business School Press.
20. Thiollent, M. (2022). *Metodologia da pesquisa-ação* (19a ed.). Cortez.

NOTA

Os autores declaram que utilizaram modelo de linguagem de grande escala (Claude, da Anthropic) como apoio à formatação e à revisão do texto e à produção dos elementos gráficos do artigo. Na pesquisa, a IA generativa da Winnin (www.winnin.com) foi empregada na coleta e na análise de conteúdos audiovisuais nas plataformas de redes sociais, conforme descrito na seção de metodologia. Após o uso dessas ferramentas, os autores revisaram e editaram o conteúdo conforme necessário e assumem total responsabilidade pelo conteúdo da publicação.

CONFLITOS DE INTERESSE

Os autores não têm conflito de interesse a declarar.

MINICURRÍCULO

Vitor da Cunha Silveira é doutor em Administração de Empresas pela FGV EAESP, com pós-doutorado pela mesma instituição em *Marketing* de Influência. É mestre pela PUC-Rio e graduado pela UFRJ, ambos em Administração. Atua há 25 anos como executivo de *Marketing* nos setores de bens de consumo, publicidade e mídia. Pesquisa a interface entre semiótica, cultura de consumo e construção de narrativas de marca.
Eliane Pereira Zamith Brito é Ph.D. em Administração pela University of Manchester, Inglaterra, e Mestre em Administração pela FGV. É professora na FGV EAESP, onde integra o corpo docente permanente dos Programas de Pós-Graduação em Administração de Empresas e coordena o Centro de Estudos em *Marketing* Digital. Pesquisa *marketing* digital, cultura e consumo.
Luís Alexandre Grubits de Paula Pessôa é doutor em Letras, na área de estudos linguísticos, pela Universidade Presbiteriana Mackenzie, com estágio doutoral no Sciences Po, Paris, e Mestre em Administração pela PUC-Rio. É professor no IAG PUC-Rio, onde leciona desde 1996, e coordenador central de Educação Continuada da PUC-Rio.
Pesquisa *marketing* e comportamento do consumidor, com ênfase nas aplicações da semiótica nos estudos do consumo.

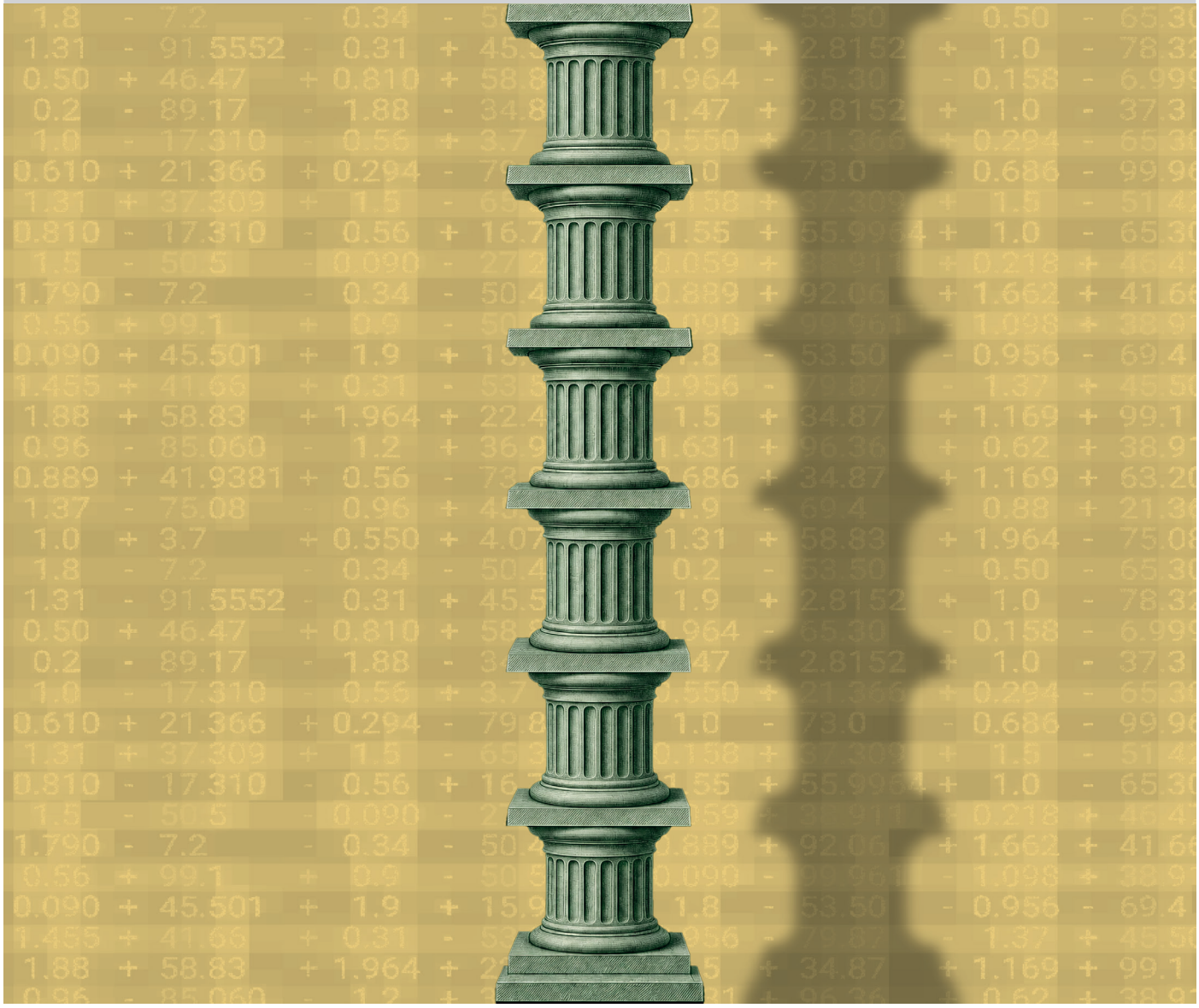
CONTRIBUIÇÃO DE AUTORIA

Vitor da Cunha Silveira: Conceitualização; Curadoria de dados; Análise formal; Investigação; Metodologia; Administração de projetos; Recursos; Visualização; Redação – rascunho original; Redação – revisão e edição.
Eliane Pereira Zamith Brito: Conceitualização; Supervisão; Validação; Redação – revisão e edição.
Luís Alexandre Grubits de Paula Pessôa: Conceitualização; Metodologia; Validação.

Submissão 01-12-2025. **Aprovação** 25-06-2026
Avaliado pelo sistema de revisão duplo-anônimo.
Primeiro(a) avaliador(a): Darci de Borba Santos Júnior | ORCID: 0000-0001-9851-5034 | Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada, Brasília, DF, Brasil; não autorizou a divulgação de seu relatório de avaliação por pares.
Segundo(a) avaliador(a): não autorizou a divulgação de sua identidade
O relatório de avaliação por pares está disponível neste link.
Versão original. DOI: https://doi.org/10.12660/gvexec.v25n4.2026.94798

COMO APRIMORAR A GOVERNANÇA DE FUNDOS DE INVESTIMENTO

HOW TO IMPROVE INVESTMENT FUND GOVERNANCE: FROM THE STATE OF THE ART TO A PRACTICAL TOOL



Uma ferramenta para implementar melhorias em seis pilares: alinhamento de interesses, transparência, estrutura de governança, gestão de riscos, sustentabilidade e relacionamento com investidores

Based on a systematic literature review, this article presents a tool to support the implementation of governance improvements in investment funds

Iago Whately | iago.whately@fgv.edu.br | ORCID: 0009-0008-7026-3099
Fundação Getulio Vargas, Escola de Administração de Empresas de São Paulo, São Paulo, SP, Brasil

Resumo

Objetivo: desenvolver um *framework* prático para aprimorar a governança de fundos de investimento, com base em uma revisão sistemática de literatura de 149 estudos.

Estado da arte: a literatura mostra que incentivos, transparência, supervisão, gestão de riscos, ESG e engajamento afetam desempenho, alinhamento entre gestores e cotistas e proteção ao investidor, mas permanece fragmentada e pouco adaptada ao modelo regulatório brasileiro.

Escopo: foi realizada revisão sistemática de literatura com 149 estudos, combinando análise bibliométrica e codificação manual dos artigos por paradigma, nível de análise, mecanismos de governança e resultados, sintetizando evidências em seis pilares de boas práticas.

Originalidade: o artigo traduz achados acadêmicos dispersos em uma ferramenta pragmática de diagnóstico e implantação de governança para gestoras, ajustada às especificidades institucionais do mercado brasileiro.

Impactos: o *framework* apoia gestores, reguladores e investidores na redução de conflitos de agência, no fortalecimento da confiança e na construção de vantagens competitivas baseadas em governança.

Palavras-chave: governança de fundos de investimento, fundos de investimento, gestoras de recursos, estruturas de governança, investidores institucionais, *stewardship*.

ODS: 8 – Trabalho decente e crescimento econômico, 16 – Paz, justiça e instituições eficazes.

ABSTRACT

Objective: *Develop a practical framework to improve the governance of investment funds, based on a systematic literature review of 149 studies.*

State of the art: *The literature shows that incentives, transparency, boards, risk management, ESG and engagement influence performance, alignment between managers and investors, and investor protection, yet remains fragmented and poorly adapted to the Brazilian regulatory model.*

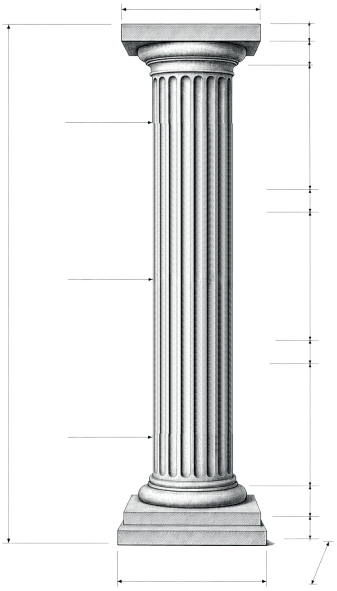
Scope: *A systematic literature review of 149 studies was conducted, combining bibliometric analysis and manual coding of the articles by paradigm, level of analysis, governance mechanisms and outcomes, synthesizing the evidence into six pillars of good practice.*

Originality: *The article translates scattered academic findings into a pragmatic tool for governance diagnosis and implementation tailored to the institutional specificities of the Brazilian fund industry.*

Impacts: *The framework supports managers, regulators and investors in reducing agency conflicts, strengthening trust and building governance-based competitive advantages.*

Keywords: *Fund governance, Investment funds, Asset managers, Governance structures, Institutional investors, Stewardship.*

SDGs: *8 – Decent work and economic growth; 16 – Peace, justice and strong institutions.*



Apesar do consenso de que a governança corporativa é um dos principais determinantes de valor nas empresas investidas, não há a mesma preocupação dos gestores de recursos em relação à governança dos próprios fundos. Pesquisas com investidores institucionais indicam que 87% dos gestores consideram a governança corporativa um fator crítico em suas decisões e que a maioria associa diretamente boas práticas de governança à redução de riscos e previsibilidade de resultados[1]. No entanto, essa importância não se reflete quando o olhar se volta para a governança das gestoras e dos fundos. Apenas um terço dos gestores cita a própria governança entre as suas principais prioridades estratégicas, atrás de desempenho, expansão comercial e eficiência operacional[2].

Do lado dos investidores, o padrão é semelhante. Pesquisas sobre comportamento de alocação indicam que mais de 70% das decisões de investimento são guiadas por desempenho, marca da gestora e custos, enquanto menos de 30% mencionam a governança da gestora ou do fundo como fator decisivo[3].

Esse descompasso revela um paradoxo: todos concordam que governança importa, desde que seja a dos outros. Superar esse desequilíbrio exige compreender o que a literatura e as pesquisas de mercado revelam sobre governança de fundos e, principalmente, transformar esse conhecimento em ferramentas práticas para aprimorar as estruturas e processos das gestoras.

É nesse contexto que se insere o presente estudo. A partir de uma revisão sistemática de literatura, propõe-se uma contribuição original e mais abrangente que os códigos de melhores práticas e as recomendações de mercado. Em vez de apenas listar princípios de governança, o artigo organiza as evidências acadêmicas em um *framework* operacional, estruturado em pilares, ações sugeridas e indicadores-chave de governança (*key governance indicators* — KGIs), adaptados ao modelo regulatório brasileiro. Com isso, traduz um campo de pesquisa disperso em uma ferramenta prática que, além de apoiar gestoras na implantação de melhorias, oferece subsídios para investidores e reguladores avaliarem a qualidade das estruturas de governança e identificarem riscos na tomada de decisão.

METODOLOGIA

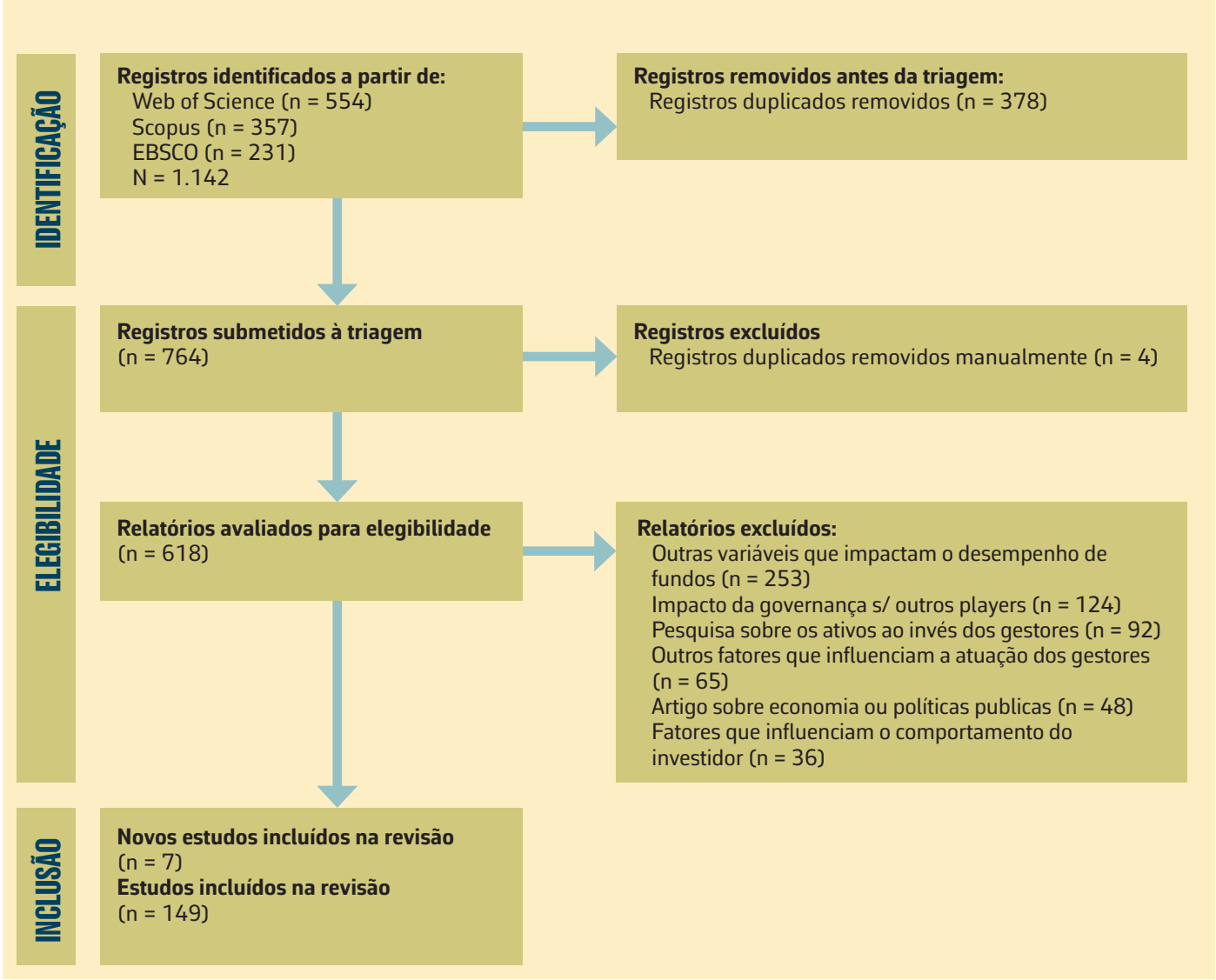
A revisão sistemática da literatura partiu da pesquisa de palavras-chave relacionadas à governança de fundos de investimento, obtidas em outras revisões de literatura sobre subtemas e tópicos correlatos. O escopo foi delimitado para análise de fundos líquidos, cujas estruturas de governança apresentam diferenças relevantes em relação a veículos ilíquidos, como fundos de investimento em *private equity* e infraestrutura.

Foram utilizadas três bases de dados: Web of Science, EBSCO Business Source Complete e Scopus. A busca nas três bases localizou 1.142 artigos sobre o tema. Em seguida, aplicou-se um filtro que manteve apenas os artigos revisados por pares e escritos em inglês e excluiu os documentos duplicados. Com isso, a amostra caiu para 764 artigos. Na etapa seguinte, a análise de títulos e resumos permitiu excluir trabalhos não relacionados diretamente ao tema, e foram incluídos artigos considerados importantes por outras revisões. A amostra final totalizou 149 artigos diretamente relacionados ao tema de governança em fundos de investimento.

Cada um dos 149 artigos foi codificado manualmente, em termos de paradigma, nível de análise, objeto de análise, conteúdo e aspecto de governança, bem como a respeito das variáveis dependentes, independentes, moderadoras, mediadoras e de controle. Para codificar cada texto, foram consultados título, resumo e palavras-chave. Quando tais campos eram insuficientes, as demais seções foram lidas até que a codificação integral fosse finalizada. Com base nessa codificação, foi possível mapear o estado da arte do tema, revelar caminhos de desenvolvimento e derivar a estrutura do modelo de governança a ser implementado pelas gestoras.

Figura 1.

Fluxo de construção da amostra para revisão sistemática de literatura



ESTADO DA ARTE

A literatura sobre governança de fundos de investimento consolidou-se ao longo das últimas quatro décadas como um campo híbrido entre finanças, direito e teoria das organizações. O ponto de partida foram os modelos de teoria da agência[4], que descrevem o conflito de interesses entre gestores e investidores e as dificuldades de monitorar decisões delegadas.

A literatura converge em três engrenagens centrais das boas práticas de governança: i) incentivos alinhados ao desempenho de longo prazo; ii) estruturas de supervisão ativas e disciplinadoras; e iii) transparência sobre custos, riscos e critérios de decisão. Quando as três dimensões são consistentes, há redução dos conflitos de agência e melhor desempenho ajustado ao risco.

Ao mesmo tempo, há divergências relevantes, uma vez que determinados mecanismos podem falhar ou gerar efeitos ambíguos: conselhos independentes que não exercem supervisão efetiva[5]; investimento do gestor em seus próprios fundos (*skin in the game*), que, em excesso, leva à priorização de seus interesses em detrimento da maximização de valor para investidores (entrincheiramento)[6]; selos ESG que sinalizam boas práticas sem correspondência nos resultados financeiros[7]; ou estruturas de remuneração orientadas ao curto prazo que ampliam o risco[8]. Adicionalmente, a maioria dos estudos foi produzida em países onde os fundos possuem *boards* fiduciários, o que limita a aplicação direta dos achados ao modelo brasileiro, baseado em estruturas condominiais sem fiduciários e com deveres explícitos perante o cotista[9].

Em síntese, o estado da arte revela um consenso robusto de que o retorno sustentável de fundos de investimento não deriva apenas de habilidade individual de gestão, mas da coerência e solidez das estruturas de governança que regulam incentivos, monitoramento e transparência na prestação de contas. No entanto, mostra que esse campo ainda é fragmentado, com evidências dispersas por temas e contextos regulatórios.

Poucos trabalhos propõem ferramentas aplicadas que traduzam esse conhecimento acumulado em processos de gestão adaptados à realidade dos fundos brasileiros. É justamente essa lacuna, entre a evidência acadêmica e a prática das gestoras, que o presente artigo busca preencher, ao organizar os achados em seis pilares interdependentes de governança e propor um *framework* de implantação, que serão detalhados na seção seguinte.

FRAMEWORK DE IMPLANTAÇÃO DAS PRÁTICAS DE GOVERNANÇA

Estruturado a partir da sistematização dos achados da literatura, o *framework* organiza os principais mecanismos de governança em seis pilares interdependentes, oferecendo diretrizes para sua aplicação e monitoramento (Figura 2).

Figura 2.

Pilares das boas práticas de governança em fundos de investimento



Alinhamento de interesses

A literatura mostra que o alinhamento entre gestores e cotistas é o núcleo da governança e um dos principais determinantes do desempenho dos fundos. Em geral, incentivos mal desenhados levam gestores a priorizar resultados de curto prazo ou interesses próprios, em detrimento de decisões alinhadas aos objetivos do fundo.

Instrumentos como remuneração variável[10], participação em *equity*[11] e programas de *stock options*[12] podem contribuir para alinhar interesses e incentivar um monitoramento mais efetivo. Para isso, é necessário que esses mecanismos sejam desenhados de maneira coerente com os objetivos do fundo e seu horizonte de longo prazo.

As taxas de *performance* também estão associadas à melhoria de desempenho e à disciplina da gestão[13]. Nesse caso, é fundamental definir as metodologias de cálculo e selecionar os *benchmarks* que reflitam as características do fundo e desestimulem a assunção de riscos incompatíveis com a estratégia.

O investimento do gestor nos próprios fundos também reforça o alinhamento de interesses[14], mas seu efeito não é linear. Em níveis baixos e moderados, aproxima interesses; em níveis elevados, pode gerar entrincheiramento e priorização de interesses próprios do gestor[15]. Portanto, é necessário identificar o nível de *skin in the game* que promove alinhamento e formalizar a política de investimento nos próprios fundos.

Transparência e prestação de contas

A transparência e a prestação de contas são mecanismos centrais para a construção de confiança entre gestoras e cotistas. Em geral, fundos que divulgam informações de maneira clara e tempestiva tendem a atrair mais investidores e operar com menores custos.

Na literatura revisada, um primeiro conjunto de evidências trata da divulgação de custos e desempenho. A transparência permite que investidores comparem desempenho e taxas cobradas[16], limita reajustes oportunistas de custos e reduz decisões baseadas exclusivamente em desempenho passado[17]. Nesse sentido, é essencial divulgar com clareza e regularidade informações sobre desempenho e custos.

Um segundo conjunto de evidências diz respeito à manipulação de métricas. Fundos com governança mais fraca tendem a manipular métricas operacionais, sobretudo antes de novas captações[18], o que pode confundir investidores, que atribuem maior peso a métricas discricionárias em detrimento de indicadores auditados[19]. Assim, a clareza na divulgação de métricas de desempenho torna-se elemento crítico de governança.

Além disso, acordos de *soft dollars* — nos quais a gestora utiliza comissões de corretagem para pagar por serviços como *research* ou dados — estão associados a aumento de custos e pior desempenho[20]. Portanto, é necessário dar transparência a esses acordos e prestar contas sobre os benefícios efetivamente gerados aos fundos.

Há ainda evidências de que fundos mais engajados em assembleias de empresas investidas apresentam melhor desempenho e maior capacidade de monitoramento[21]. Assim, a divulgação de políticas de voto e da participação em assembleias contribui para fortalecer o controle pelos cotistas.

Estrutura e processos de governança

As estruturas e os processos de governança são determinantes para a qualidade das decisões na gestão de fundos. Contudo, grande parte das evidências da literatura está baseada em contextos com *boards* fiduciários independentes, o que exige adaptações ao modelo brasileiro, no qual o administrador, responsável por funções fiduciárias e operacionais, e o gestor, responsável pelas decisões de investimento, compartilham competências e deveres fiduciários.

Evidências mostram que não há consenso sobre a estrutura ideal de governança[22]. Porte, diversidade e independência podem influenciar desempenho e custos[23], mas fatores como incentivos, distribuição de funções e qualidade dos membros tendem a ser mais relevantes do que a independência formal[24]. A motivação e a *expertise* dos participantes são determinantes para a efetividade das decisões[25]. Esses achados indicam que, no contexto brasileiro, a governança deve priorizar incentivos que alinhem interesses, divisão clara de funções nos órgãos supervisores e a qualidade dos participantes.

A governança também pode ser "contagiosa", com a transferência de práticas entre organizações, impactando custos, disciplina e captação[26]. Nesse sentido, a escolha de administradores reconhecidos pela qualidade de governança pode contribuir para difundir boas práticas e fortalecer a reputação institucional.

Outro componente central são os processos de nomeação, avaliação e substituição de gestores. O nível de desempenho esperado de um gestor tende a aumentar ao longo do tempo, enquanto substituições de gestores mais jovens podem atrair captação e trocas de gestores experientes podem gerar resgates[27]. Essa dinâmica é influenciada pela estrutura de governança[28] e pelo número de gestores envolvidos[29]. Portanto, é importante fortalecer os processos formais de avaliação e, em casos de substituição, comunicar com transparência os motivos e impactos aos cotistas.

Gestão de riscos e integridade

Mecanismos de gestão de riscos e integridade são fundamentais para limitar condutas oportunistas e mitigar conflitos de agência, especialmente em contextos de alta assimetria de informações.

O regulamento dos fundos é um instrumento importante para delimitar a atuação dos gestores, mas não é suficiente[30]. É necessário implementar controles que evitem práticas como: i) a realização prematura de ganhos combinada com a manutenção de posições perdedoras, que distorce a alocação de capital[31]; ii) o comportamento de manada, no qual o gestor, sem convicção própria, ajusta a carteira em função dos movimentos de mercado[32]; e iii) o subinvestimento em ativos-alvo, decorrente de falhas na gestão de liquidez[33].

Determinadas práticas operacionais também exigem monitoramento específico e aprovação independente. Transações com partes relacionadas podem resultar em condições não equitativas, favorecendo o gestor ou entidades ligadas, especialmente em períodos de maior restrição financeira[34]. Da mesma forma, operações entre fundos sob a mesma gestão (*cross trading*) podem ocorrer a preços desalinhados, beneficiando um fundo em detrimento de outro[35].

Também é essencial prevenir comportamentos ilícitos e o uso indevido de informações privilegiadas. Estruturas de remuneração alinhadas ao mercado, com componentes variáveis de longo prazo, *benchmarks* claros e regras que evitem a remuneração sobre ganhos previamente alcançados (linha d´água), ajudam a reduzir incentivos a ganhos oportunistas[36]. Adicionalmente, salvaguardas de governança, como políticas de confidencialidade, segregação de funções (*Chinese wall*) e restrições ao uso de informações de investidores institucionais, contribuem para mitigar riscos[37].

Por fim, mecanismos de fiscalização e transparência — incluindo supervisão regulatória, divulgação periódica de operações e monitoramento de conflitos de interesse — são essenciais para reduzir o risco de uso de informações provenientes de conexões políticas[38]. Canais de denúncia com proteção efetiva ao denunciante também devem ser mantidos para assegurar a identificação e o tratamento tempestivo de irregularidades.

Sustentabilidade e responsabilidade fiduciária (ESG)

Mais recentemente, a governança passou a incorporar dimensões de sustentabilidade e responsabilidade fiduciária, com impactos crescentes sobre a legitimidade e o desempenho dos fundos.

Nesse contexto, incentivos para gestores de fundos sustentáveis devem considerar mecanismos específicos para compensar eventuais perdas de diversificação ou restrições no universo de investimento decorrentes de critérios ESG[39], como a criação de uma remuneração variável adicional (*green bonus*) vinculada a metas ambientais, sociais e de governança.

Por outro lado, a literatura mostra que *ratings* ESG podem impactar a remuneração dos gestores independentemente da *performance* financeira, inflando a compensação mesmo em cenários de baixo desempenho. Esse efeito reforça a necessidade de transparência e de vinculação clara entre taxas, desempenho econômico e metas ESG no longo prazo[40].

Evidências indicam que, na ausência de incentivos adequados, gestores tendem a priorizar resultados econômicos tradicionais, o que reforça a importância de métricas que alinhem sustentabilidade e *performance*[41]. Nesse sentido, a exigência de investimento dos gestores nos próprios fundos sustentáveis contribui para o alinhamento de interesses e para a adoção mais eficiente de critérios ESG, com efeitos positivos sobre desempenho e risco das empresas investidas pelos fundos[42].

Além dos incentivos contratuais, instrumentos de sinalização também são relevantes para reduzir assimetrias de informação. Certificações independentes de sustentabilidade tendem a ser mais confiáveis do que autodeclarações, direcionando investidores para fundos efetivamente alinhados a padrões ESG[43].

Relacionamento e engajamento com investidores

A qualidade da relação entre gestoras e investidores, especialmente institucionais, desempenha papel relevante na governança dos fundos.

A presença ativa de investidores institucionais contribui para maior disciplina na gestão[44] e reforça o alinhamento entre remuneração dos gestores e desempenho dos fundos[45]. O monitoramento ativo pode funcionar como freio a decisões oportunistas de expansão, sobretudo em contextos de excesso de caixa que levam ao "crescimento ruim" e à destruição de valor[46]. Nesse sentido, é importante fortalecer os canais de comunicação com o mercado e manter abertura ao diálogo com a comunidade de investimentos.

No entanto, a efetividade desse monitoramento depende do perfil do investidor. Institucionais ativos e com visão de longo prazo tendem a reduzir ineficiências, enquanto *players* como *hedge funds* e fundos de pensão podem agravá-las, sobretudo em ambientes de maior assimetria de informações ou estresse financeiro[47]. Além disso, a presença de múltiplos investidores institucionais com interesses divergentes pode gerar conflitos[48], destruição de valor e dependência de capital[49]. Diante disso, é fundamental monitorar o passivo dos fundos, acompanhar mudanças na base de investidores e antecipar a comunicação em momentos de transição, reduzindo o risco de conflitos.

Por fim, a literatura ainda é limitada no que se refere ao relacionamento e engajamento entre gestores e investidores de varejo. Para esse perfil, aplicam-se especialmente as recomendações voltadas ao fortalecimento da transparência e da prestação de contas.

A Tabela 1 resume os principais desafios, práticas recomendadas e KGIs em cada um dos seis pilares de governança.

Tabela 1. (Continua)

Boas práticas em cada um dos pilares de governança em fundos de investimento

Pilar de governança	Desafio central	Práticas recomendadas	Indicadores-chave de governança (KGIs)
Alinhamento de interesses	Evitar incentivos de curto prazo e interesses desalinhados	• Estruturar remuneração variável, *equity* e *stock options* coerentes com objetivos e horizonte de longo prazo. • Definir metodologia de cálculo de taxas de *performance* e *benchmarks* adequados ao fundo. • Estabelecer política formal de investimento dos gestores nos próprios fundos, com definição do nível adequado de *skin in the game*.	• Relação entre desempenho do fundo e remuneração variável. • Aderência do *benchmark* às características do fundo. • % de investimento do gestor no fundo e sua evolução ao longo do tempo. • Evidências de assunção de risco compatível com a estratégia.
Transparência e prestação de Contas	Garantir informações claras, tempestivas e comparáveis	• Divulgar informações de desempenho e custos com clareza e regularidade. • Garantir consistência e auditabilidade das métricas divulgadas. • Dar transparência aos acordos de *soft dollars* e seus benefícios. • Divulgar políticas de voto e participação em assembleias.	• Frequência e tempestividade da divulgação de relatórios. • Grau de comparabilidade das métricas divulgadas. • % de métricas auditadas vs. discricionárias. • Transparência sobre custos indiretos (*soft dollars*). • % de assembleias com voto divulgado.

Tabela 1. (Conclusão)

Boas práticas em cada um dos pilares de governança em fundos de investimento

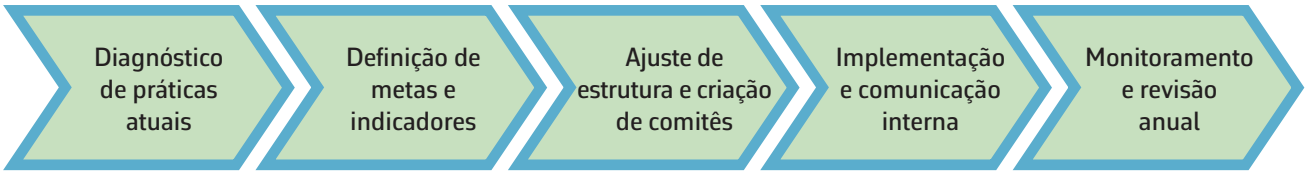
Pilar de governança	Desafio central	Práticas recomendadas	Indicadores-chave de governança (KGIs)
Estrutura e processos de governança	Assegurar qualidade das decisões	• Definir claramente papéis e responsabilidades nos órgãos supervisores da governança. Priorizar qualidade, motivação e expertise dos participantes. • Selecionar administradores com histórico de boa governança. • Estruturar processos formais de avaliação e substituição de gestores.	• Clareza na divisão de funções e responsabilidades. • Qualificação e experiência dos membros da governança. • Histórico e reputação do administrador. • Frequência e formalização das avaliações de gestores. • Transparência na comunicação de substituições e seus impactos.
Gestão de riscos e integridade	Prevenir abusos e mitigar conflitos de interesse	• Implementar controles para evitar práticas como realização prematura de ganhos, manutenção de perdas, comportamento de manada e falhas de liquidez. • Estabelecer políticas formais para transações com partes relacionadas e *cross trading*, com aprovação independente. • Estruturar remuneração com foco no longo prazo e mecanismos como linha d'água. • Implementar políticas de confidencialidade, segregação de funções (*Chinese wall*) e restrições ao uso de informação. • Manter canais de denúncia com proteção ao denunciante.	• Evidências de padrões de venda com lucro vs. manutenção de perdas. • Correlação de decisões com comportamento de mercado (indicador de manada). • Ocorrência e condições de transações com partes. relacionadas e *cross trading*. • Estrutura de remuneração (presença de linha d'água e foco de longo prazo). • N. de denúncias e tempo de tratamento. • Evidências de conflitos de interesse identificados e mitigados.
Sustentabilidade e responsabilidade fiduciária (ESG)	Integrar ESG sem gerar distorções de incentivos	• Incorporar mecanismos de incentivo específicos, como *green bonus*. • Garantir alinhamento entre remuneração, desempenho financeiro e metas ESG. • Evitar dependência excessiva de ratings ESG na remuneração. • Exigir investimento dos gestores nos próprios fundos ESG. • Utilizar certificações independentes para sinalização ao mercado.	• Presença de incentivos vinculados a metas ESG. • Relação entre desempenho financeiro e remuneração total. • Peso de *ratings* ESG na remuneração. • % de investimento do gestor em fundos ESG. • Existência de certificações independentes de sustentabilidade.
Relacionamento e engajamento com investidores	Fortalecer confiança e participação ativa dos cotistas	• Fortalecer canais de comunicação com investidores. • Estimular engajamento ativo, especialmente de institucionais de longo prazo. • Monitorar perfil e concentração da base de investidores. • Antecipar comunicação em mudanças relevantes (gestão, estratégia, eventos). • Gerenciar conflitos entre investidores com interesses divergentes.	• Número de interações estruturadas com investidores. • Frequência de comunicações sobre eventos relevantes. • Concentração e perfil da base de investidores. • Evidências de influência dos investidores na disciplina financeira. • Ocorrência de conflitos entre investidores e seus impactos.

Etapas do processo de implantação

A transformação das boas práticas em rotinas organizacionais requer um processo contínuo e iterativo. Com base na análise das experiências internacionais e nos achados empíricos, propõe-se um ciclo de cinco etapas que orienta a implantação e consolidação das práticas de governança nas gestoras de fundos (Figura 3).

Figura 3.

Processo de implantação de boas práticas de governança em fundos de investimento



1. Diagnóstico de práticas atuais: levantamento das estruturas, políticas e processos existentes, identificação de lacunas e mapeamento do grau de maturidade da governança em cada pilar.
2. Definição de metas e KGIs: estabelecimento de objetivos mensuráveis e prazos para avanço em cada dimensão (incentivos, transparência, ESG etc.). Esta etapa inclui a seleção de métricas de desempenho, risco e engajamento de investidores.
3. Ajuste de estrutura e criação de comitês: implementação de comitês de governança, risco e auditoria; revisão de processos decisórios; e definição de papéis e responsabilidades claras entre gestora, administradora e conselheiros.
4. Implementação e comunicação interna: integração das novas práticas à cultura organizacional, com treinamento, atualização de políticas e comunicação transparente entre as áreas. O sucesso da implantação depende da adesão dos gestores e do engajamento da liderança.
5. Monitoramento e revisão anual: avaliação periódica do cumprimento das metas, revisão dos KGIs e ajustes necessários. A governança é dinâmica: deve evoluir continuamente conforme o contexto regulatório e as demandas dos cotistas.

Esse ciclo constitui um processo de aprendizado organizacional, mais próximo de um *loop* permanente do que de uma etapa pontual. Ao transformar práticas em rotinas e rotinas em cultura, a gestora cria um sistema de governança capaz de sustentar desempenho superior, credibilidade e legitimidade no longo prazo.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

A revisão mostra que a governança de fundos produz resultados quando incentivos, supervisão e transparência atuam de maneira integrada. Em conjunto, esses elementos criam disciplina, reduzem conflitos de agência e fortalecem a confiança dos cotistas.

O *framework* proposto traduz os achados da literatura em uma ferramenta prática para as gestoras, investidores e reguladores. Organizado em seis pilares, oferece ações e KGIs que permitem avaliar o grau de maturidade da governança e orientar sua evolução. Ao incorporar adaptações ao modelo regulatório brasileiro, que não conta com *boards* fiduciários, o *framework* contribui para a melhor governança no mercado financeiro brasileiro, suprindo lacunas nas estruturas de gestão e ampliando a capacidade de supervisão interna.

A experiência internacional reforça que governança não se consolida apenas com novas políticas, mas também com processos contínuos. Por isso, o modelo recomenda um ciclo estruturado de implantação: diagnóstico, definição de metas, ajustes organizacionais, integração à cultura e monitoramento recorrente. Essa abordagem permite que a gestora avance de um modelo centrado em conformidade para um modelo orientado por responsabilidade fiduciária.

Ao adotar boas práticas de maneira voluntária, as gestoras se adiantam às demandas de investidores e reguladores. Mais do que mitigar riscos, constroem reputação, ampliam previsibilidade e se diferenciam em qualidade e consistência das estruturas de governança.

Em síntese, a governança deixa de ser apenas um requisito regulatório e se torna um ativo estratégico. Gestoras que tratam incentivos, monitoramento e prestação de contas como parte central do seu modelo de negócios constroem vantagem competitiva sustentável e transmitem a confiança de que o desempenho não deriva apenas de habilidade individual de gestão, mas da coerência e robustez das estruturas de governança.

NOTAS

1. PricewaterhouseCoopers. (2023). Global investor survey 2023: *Investors, corporates and the search for value.* https://www.pwc.com/gx/en/issues/c-suite-insights/global-investor-survey-2023.html; Ernst & Young Global Limited. (2023). Global corporate reporting and institutional investor survey. https://www.ey.com/en_br/insights/assurance/how-can-corporate-reporting-bridge-the-esg-trust-gap; Edelman. (2024). Edelman trust barometer: Special report on institutional investors. https://www.edelman.com/br/pt-br/edelman-trust-barometer-2024

2. PricewaterhouseCoopers Luxembourg. (2024). *Fund governance survey 2024: Governance at a crossroads.* https://www.pwc.lu/en/asset-management/fund-governance-survey-2024.html

3. Morningstar, Inc. (2022). *Global investor experience study: Fees and expenses.* https://www.morningstar.com/lp/global-fund-investor-experience; Ernst & Young Global Limited. (2023). *Global wealth and asset management survey*; https://www.ey.com/en_gl/insights/wealth-asset-management/2023-global-wealth-research-report CFA Institute. (2020). T*rust in investment management: Investor trust study.* https://www.cfainstitute.org/sites/default/files/-/media/documents/survey/CFAI_TrustReport2020_FINAL.pdf

4. Meckling, W. H., & Jensen, M. C. (1976). Theory of the firm. *Managerial Behavior, Agency Costs and Ownership Structure, 3*(4), 305-360. https://doi.org/10.1016/0304-405X(76)90026-X

5. Hazenberg, J. J., & Terink, E. (2016). Effectiveness of independent boards of UCITS funds. *European Journal of Finance, 22*(10), 854-886. https://doi.org/10.1080/1351847X.2014.996655; Souther, M. E. (2021). Does board independence increase firm value? Evidence from closed-end funds. *Journal of Financial and Quantitative Analysis, 56*(1), 313-336. https://doi.org/10.1017/S0022109019000929

6. Hornstein, A. S., & Hounsell, J. (2016). Managerial investment in mutual funds: Determinants and performance implications. *Journal of Economics and Business, 87,* 18-34. https://doi.org/10.1016/j.jeconbus.2016.05.002; Wang, H., Lian, Y., & Shen, H. (2025). Does the self-holding behavior of fund managers foster fund sustainable investment? *Economic Modelling, 151*, 1-11. https://doi.org/10.1016/j.econmod.2025.107242

7. Dorfleitner, G., Kreuzer, C., & Laschinger, R. (2021). How socially irresponsible are socially responsible mutual funds? A persistence analysis. *Finance Research Letters, 43*, 1-8. https://doi.org/10.1016/j.frl.2021.101990; Brito-Ramos, S., Cortez, M. C., & Silva, F. (2024). Do sustainability signals diverge? An analysis of labeling schemes for socially responsible investments. *Business and Society, 63*(6), 1380-1425. https://doi.org/10.1177/00076503231204613

8. Ma, L. L., Tang, Y. H., & Gomez, J. P. (2019). Portfolio manager compensation in the US mutual fund industry. *Journal of Finance, 74*(2), 587-638. https://doi.org/10.1111/jofi.12749

9. Gong, J., Jiang, P., & Tian, S. (2016). Contractual mutual fund governance: The case of China. *Review of Quantitative Finance and Accounting, 46*(3), 543-567. https://doi.org/10.1007/s11156-014-0475-z; Dieu, L. T. (2018). Mutual fund governance: Depositary independence and investor protection. *European Management Review, 15*(1), 57-77. https://doi.org/10.1111/emre.12126

10. Starks, L. T. (1987). Performance incentive fees: An agency theoretic approach. *Journal of Financial and Quantitative Analysis, 22*(1), 17-32. https://doi.org/10.2307/2330867

11. Feng, Z., Ghosh, C., & Sirmans, C. F. (2007). Director compensation and CEO bargaining power in REITs. *Journal of Real Estate Finance and Economics, 35*(3), 225-251. https://doi.org/10.1007/s11146-007-9043-9

12. Ghosh, C., Giambona, E., Harding, J. P., Sezer, O., & Sirmans, C. F. (2010). The role of managerial stock option programs in governance: *Evidence from REIT stock repurchases. Real Estate Economics, 38*(1), 31-55. https://doi.org/10.1111/j.1540-6229.2009.00251.x

13. Santamaría, T. C., Ibarreta, C. M. De, & Calvo, J. R. (2018). Timid performance fees in mutual funds. *Journal of Asset Management, 19*(1), 64-77. https://doi.org/10.1057/s41260-017-0061-8

14. Ghosh, C., & Sirmans, C. F. (2005). On REIT CEO compensation: Does board structure matter? *Journal of Real Estate Finance and Economics, 30*(4), 397-428. https://doi.org/10.1007/s11146-005-7014-6; Cremers, M., Driessen, J., Maenhout, P., & Weinbaum, D. (2009). Does skin in the game matter? Director incentives and governance in the mutual fund industry. *Journal of Financial and Quantitative Analysis, 44*(6), 1345-1373. https://doi.org/10.1017/S0022109009990408; Kryzanowski, L., & Mohebshahedin, M. (2016). Board governance, monetary interest, and closed-end fund performance. *Journal of Corporate Finance, 38*, 196-217. https://doi.org/10.1016/j.jcorpfin.2016.01.010

15. Khorana, A., Servaes, H., & Wedge, L. (2007). Portfolio manager ownership and fund performance. *Journal of Financial Economics, 85*(1), 179-204. https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2006.08.001; Tang, C., & Mori, M. (2017). Sponsor ownership in Asian REITs. *Journal of Real Estate Finance and Economics, 55*(3), 265-287. https://doi.org/10.1007/s11146-016-9577-9

16. Gil-Bazo, J., & Ruiz-Verd, P. (2009). The relation between price and performance in the mutual fund industry. *Journal of Finance, 64*(5), 2153-2183. https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2009.01497.x

17. Gil-Bazo, J., & Ruiz-Verd, P. (2009). The relation between price and performance in the mutual fund industry. *Journal of Finance, 64*(5), 2153-2183. https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2009.01497.x; Riddiough, T. J., & Wiley, J. A. (2022). Private funds for ordinary people: Fees, flows, and performance. *Journal of Financial and Quantitative Analysis, 57(*8), 3252-3280. https://doi.org/10.1017/S0022109022000242

18. Zhu, Y. W., Ong, S. E., & Yeo, W. Y. (2010). Do REITs manipulate their financial results around seasoned equity offerings? Evidence from US equity REITs. *Journal of Real Estate Finance and Economics, 40*(4), 412-445. https://doi.org/10.1007/s11146-009-9227-6

19. Cormier, D., Lapointe-Antunes, P., & Magnan, M. (2011). Revisiting the relevance and reliability of non-gaap reporting: The case of the income trusts. *Contemporary Accounting Research, 28*(5), 1585-1609. https://doi.org/10.1111/j.1911-3846.2011.01079.x; Anglin, P., Edelstein, R., Gao, Y. M., & Tsang, D. (2013). What is the relationship between REIT governance and earnings management? *Journal of Real Estate Finance and Economics, 47*(3), 538-563. https://doi.org/10.1007/s11146-012-9367-y; Liang, J., & Dong, Z. (2019). The impact of the stapled security structure on the quality of financial disclosure: Evidence from Australian real estate investment trusts and listed infrastructure funds. *Journal of Contemporary Accounting and Economics, 15*(2), 206-223. https://doi.org/10.1016/j.jcae.2019.100155

20. Erzurumlu, Y. Ã-., & Kotomin, V. (2016). Mutual funds' soft dollar arrangements: Determinants, impact on shareholder wealth, and relation to governance. *Journal of Financial Services Research, 50*(1), 95-119. https://doi.org/10.1007/s10693-015-0222-1

21. Chou, J., Ng, L., & Wang, Q. (2011). Are better governed funds better monitors? *Journal of Corporate Finance, 17*(5), 1254-1271. https://doi.org/10.1016/j.jcorpfin.2011.06.008

22. Adams, J. C., Mansi, S. A., & Nishikawa, T. (2010). Internal governance mechanisms and operational performance: Evidence from index mutual funds. *Review of Financial Studies, 23*(3), 1261-1286. https://doi.org/10.1093/rfs/hhp068

23. Gemmill, G., & Thomas, D. C. (2006). The impact of corporate governance on closed-end funds. *European Financial Management, 12*(5), 725-746. https://doi.org/10.1111/j.1468-036X.2006.00274.x

24. Ferris, S. P., & Yan, X. S. (2007). Do independent directors and chairmen matter? The role of boards of directors in mutual fund governance. *Journal of Corporate Finance, 13*(2), 392-420. https://doi.org/10.1016/j.jcorpfin.2006.12.004; Fricke, E. (2015). Board holdings, compensation and mutual fund manager turnover. *Journal of Financial Services Research, 47*(3), 295-312. https://doi.org/10.1007/s10693-014-0196-4

25. Jackowicz, K., & Kowalewski, O. (2012). Crisis, internal governance mechanisms and pension fund performance: Evidence from Poland. *Emerging Markets Review, 13*(4), 493-515. https://doi.org/10.1016/j.ememar.2012.07.006; Hazenberg, J. J., & Terink, E. (2016). Effectiveness of independent boards of UCITS funds. *European Journal of Finance, 22*(10), 854-886. https://doi.org/10.1080/1351847X.2014.996655

26. Calluzzo, P., & Dong, G. N. (2014). Fund governance contagion: New evidence on the mutual fund governance paradox. *Journal of Corporate Finance, 28*, 83-101. https://doi.org/10.1016/j.jcorpfin.2013.11.007; Lai, C. (2016). Independent directors and favoritism: When multiple board affiliations prevail in mutual fund families. *Financial Management, 45*(3), 529-582. https://doi.org/10.1111/fima.12131

27. Dangl, T., Wu, Y., & Zechner, J. (2008). Market discipline and internal governance in the mutual fund industry. *Review of Financial Studies, 21*(5), 2307-2343. https://doi.org/10.1093/rfs/hhl031

28. Fu, R., & Wedge, L. (2011). Board independence and mutual fund manager turnover. *Financial Review, 46*(4), 621-641. https://doi.org/10.1111/j.1540-6288.2011.00314.x; Fricke, E. (2015). Board holdings, compensation and mutual fund manager turnover. *Journal of Financial Services Research, 47*(3), 295-312. https://doi.org/10.1007/s10693-014-0196-4

29. Bryant, L. L. (2012). "Down but not out" mutual fund manager turnover within fund families. *Journal of Financial Intermediation, 21*(4), 569-593. https://doi.org/10.1016/j.jfi.2012.05.001

30. Almazan, A., Brown, K. C., Carlson, M., & Chapman, D. A. (2004). Why constrain your mutual fund manager? *Journal of Financial Economics, 73*(2), 289-321. https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2003.05.007

31. Fu, R., & Wedge, L. (2011). Managerial ownership and the disposition effect. *Journal of Banking and Finance, 35*(9), 2407-2417. https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2011.02.004

32. Casavecchia, L. (2016). Fund managers' herding and mutual fund governance. *International Journal of Managerial Finance, 12*(3), 242-276. https://doi.org/10.1108/IJMF-12-2014-0197

33. Chen, M. C., Wang, C. Y., & Shyu, S. D. (2012). Liquidity and the future stock returns of the REIT industry. *Journal of Real Estate Finance and Economics, 45*(3), 588-603. https://doi.org/10.1007/s11146-010-9287-7

34. Downs, D. H., Ooi, J. T. L., Wong, W. C., & Ong, S. E. (2016). Related party transactions and firm value: Evidence from property markets in Hong Kong, Malaysia and Singapore. *Journal of Real Estate Finance and Economics, 52*(4), 408-427. https://doi.org/10.1007/s11146-015-9509-0

35. Casavecchia, L., & Tiwari, A. (2016). Cross trading by investment advisers: Implications for mutual fund performance. *Journal of Financial Intermediation, 25,* 99-130. https://doi.org/10.1016/j.jfi.2015.06.001
36. Davis, J. L., Payne, G. T., & McMahan, G. C. (2007). A few bad apples? Scandalous behavior of mutual fund managers. *Journal of Business Ethics, 76*(3), 319-334. https://doi.org/10.1007/s10551-006-9284-1
37. Duan, Y., Hotchkiss, E. S., & Jiao, Y. W. (2018). Business ties and information advantage: Evidence from mutual fund trading. *Contemporary Accounting Research, 35*(2), 866-897. https://doi.org/10.1111/1911-3846.12405
38. He, C., Kryzanowski, L., & Zhao, Y. F. (2023). Political connections of Chinese fund management companies and fund performance. *Financial Review, 58*(3), 597-627. https://doi.org/10.1111/fire.12334
39. Fabretti, A., & Herzel, S. (2012). Delegated portfolio management with socially responsible investment constraints. *European Journal of Finance, 18*(3), 293-309. https://doi.org/10.1080/1351847X.2011.579746
40. Huang, B., & Li, R. (2025). ESG ratings and ESG mutual fund management compensation. *Energy Economics, 147,* 1-8. https://doi.org/10.1016/j.eneco.2025.108511
41. Dorfleitner, G., Kreuzer, C., & Laschinger, R. (2021). How socially irresponsible are socially responsible mutual funds? A persistence analysis. *Finance Research Letters, 43*, 1-8. https://doi.org/10.1016/j.frl.2021.101990
42. Wang, H., Lian, Y., & Shen, H. (2025). Does the self-holding behavior of fund managers foster fund sustainable investment? *Economic Modelling, 151*, 1-11. https://doi.org/10.1016/j.econmod.2025.107242
43. Brito-Ramos, S., Cortez, M. C., & Silva, F. (2024). Do sustainability signals diverge? An analysis of labeling schemes for socially responsible investments. *Business and Society, 63*(6), 1380-1425. https://doi.org/10.1177/00076503231204613
44. Hartzell, J. C., Sun, L., & Titman, S. (2006). The effect of corporate governance on investment: Evidence from real estate investment trusts. *Real Estate Economics, 34*(3), 343-376. https://doi.org/10.1111/j.1540-6229.2006.00170.x
45. Feng, Z., Ghosh, C., He, F., & Sirmans, C.F. (2010). Institutional monitoring and REIT CEO compensation. *Journal of Real Estate Finance and Economics, 40*(4), 446-479. https://doi.org/10.1007/s11146-009-9216-9
46. Xu, R., & Ooi, J. T. L. (2018). Good growth, bad growth: How effective are REITs' corporate watchdogs? *Journal of Real Estate Finance and Economics, 57*(1), 64-86. https://doi.org/10.1007/s11146-017-9640-1
47. Evans, R. B., & Fahlenbrach, R. (2012). Institutional investors and mutual fund governance: Evidence from retail-institutional fund twins. *Review of Financial Studies, 25*(12), 3530-3571. https://doi.org/10.1093/rfs/hhs105
48. Gong, J., Jiang, P., & Tian, S. (2016). Contractual mutual fund governance: The case of China. *Review of Quantitative Finance and Accounting, 46*(3), 543-567. https://doi.org/10.1007/s11156-014-0475-z
49. Paek, S., Kim, J.-Y., Mun, S. G., & Jun, C. (2021). In hotel REITs, are institutional investors beneficial for firm value? *Tourism Economics, 27*(4), 820-840. https://doi.org/10.1177/1354816620908702

NOTA

O autor utilizou ChatGPT ou Modelos de Linguagem de Grande Escala na edição do texto, na produção de imagens/elementos gráficos e na coleta e análise de dados deste artigo. Após utilizar essa ferramenta, o autor revisou e editou o conteúdo conforme necessário, assumindo total responsabilidade pelo conteúdo da publicação.

CONFLITOS DE INTERESSE

O autor não tem conflito de interesse a declarar.

MINICURRÍCULO

Iago Whately – Profissional de finanças e doutorando pelo Programa de Doutorado Profissional em Administração de Empresas com ênfase em Finanças pela FGV Eaesp.

CONTRIBUIÇÃO DE AUTORIA

Iago Whately: Conceitualização, curadoria de dados, análise formal; Investigação; Metodologia; Administração de projetos; Recursos; Programas; Supervisão; Validação; Visualização; Redação – rascunho original; Redação – revisão e edição.

Submissão 26-11-2025. **Aprovação** 28-04-2026
Avaliado pelo sistema de revisão duplo-anônimo.
Primeiro(a) avaliador(a): não autorizarou a divulgação de sua identidade
Segundo(a) avaliador(a): não autorizarou a divulgação de sua identidade e relatório de avaliação por pares
O relatório de revisão por pares está disponível neste link
Versão original. DOI: https://doi.org/10.12660/gvexec.v25n4.2026.94743

FUNDAÇÃO GETULIO VARGAS
Entidade de caráter técnico-científico e filantrópico, instituída em 20 de dezembro de 1944 como pessoa jurídica de direito privado, visando ao estudo dos problemas da organização racional do trabalho, especialmente nos seus aspectos administrativos e social, e à conformidade de seus métodos às condições do meio brasileiro.
PRIMEIRO PRESIDENTE E FUNDADOR
Luiz Simões Lopes
PRESIDENTE
Carlos Ivan Simonsen Leal
VICE-PRESIDENTES
Clovis José Daudt Darrigue de Faro
Marcos Cintra Cavalcanti de Albuquerque
CONSELHO DIRETOR
Presidente
Carlos Ivan Simonsen Leal
Vice-presidentes
Clovis José Daudt Darrigue de Faro
Marcos Cintra Cavalcanti de Albuquerque
Vogais
Carlos Alberto Pires de Carvalho e Albuquerque, Cristiano Buarque Franco Neto, Enzo Martins Peri, Gilberto Duarte Prado, José Luiz Miranda, Lindolpho de Carvalho Dias, Marcelo José Basílio de Souza Marinho, Mauro Vieira (licenciado).
Suplentes
Aldo Floris, Alexandre Koch Torres de Assis, Carlos Eduardo de Freitas, José Carlos Schmidt Murta Ribeiro, Luiz Guilherme Sá de Gusmão, Maria Tereza Leme Fleury, Ricardo Oberlander, Ronaldo Mendonça Vilela.

CONSELHO CURADOR
Vogais
Ana Carla Abrão, Antonio Alberto Gouvea Vieira, Carlos Osmar Bertero, Estado da Bahia, Estado de Minas Gerais, Estado do Rio de Janeiro, Estado do Rio Grande do Sul, Federação Brasileira de Bancos, IRB – Brasil Resseguros S.A., Jorge Almeida Guimarães, José Eduardo Krieger, Klabin Irmãos & Cia, Luiz Ildefonso Simões Lopes (Presidente), Luiz Roberto do Nascimento e Silva, Marcelo Serfaty, Marcio João de Andrade Fortes, Marieta de Morais Ferreira, Miguel Pachá, Pedro Henrique Mariani Bittencourt, Sergio Westphalen Etchegoyen, Sindicato das Empresas de Seguros Privados, de Resseguros e de Capitalização nos Estados do Rio de Janeiro e do Espírito Santo.
Suplentes
Alvaro Toubes Prata, Carlos Hamilton Vasconcelos Araújo, Guilherme Ary Plonski, Heloi José Fernandes Moreira, Istvan Karoly Kasznar, Jeferson Domingues de Freitas, Leila Maria Carrilo Cavalcante Ribeiro Mariano, Nilson Teixeira, Petronio Augusto Siqueira de Aguiar, Raphael José de Oliveira Barreto, Rene de Oliveira Garcia Junior, Sandoval Carneiro Junior.

UNIDADES DA FGV-São Paulo
Escola de Administração de Empresas de São Paulo
Diretor: Luiz Artur Ledur Brito
Escola de Economia de São Paulo
Diretora: Lilian Furquim
Escola de Direito de São Paulo
Diretor: Oscar Vilhena Vieira

FGV Projetos
Diretor Executivo: Luiz Carlos Guimarães Duque
Diretor de Estratégia e Mercado: Irineu Rodrigues Frare

Diretoria para Assuntos da FGV - São Paulo: Maria Tereza Fleury
Diretoria de Operações (FGV DO): Marco Antonio Teixeira de Amaral

ESCOLA DE ADMINISTRAÇÃO DE EMPRESAS DE SÃO PAULO
DIRETORIA
Diretor: Luiz Artur Ledur Brito
Vice-Diretor: Tales Andreassi
CONGREGAÇÃO
Presidente: Luiz Artur Ledur Brito
CONSELHO DE GESTÃO ACADÊMICA
Presidente: Luiz Artur Ledur Brito

DEPARTAMENTOS DE ENSINO E PESQUISA
Administração da Produção e de Operações: Luciana Marques Vieira
Administração Geral e Recursos Humanos: Jorge Manoel Teixeira Carneiro
Contabilidade, Finanças e Controle: Arthur Ridolfo Neto
Fundamentos Sociais e Jurídicos da Administração: George Avelino Filho
Tecnologia e Ciência de Dados: Mateus Canniatti Ponchio
Marketing: Tânia Modesto Veludo de Oliveira
Planejamento e Análise Econômica Aplicados à Administração: Ciro Biderman
Gestão Pública: Fernando Burgos Pimentel dos Santos
CURSOS, PROGRAMAS E SERVIÇOS
Curso de Graduação em Administração: Bruna Suzanne Aiello Tsu Nishikawa
Curso de Graduação em Administração Pública: Nelson Marconi
Curso de Graduação em Ciências Contábeis (Contabilidade, Finanças e Analytics - AFA): Edilene Santana Santos
Executive MBA (EMBA): Simone Guimarães Cornelsen
Executive MBA Saúde (EMBA Saúde): Laura Maria Cesar Schiesari
Mestrado e Doutorado em Administração de Empresas: Isleide Arruda Fontenelle
Mestrado e Doutorado em Administração Pública e Governo: Gabriela Spanghero Lotta
Mestrado e Doutorado Profissional em Administração de Empresas: Paul Ferreira
Mestrado e Doutorado Profissional em Gestão e Políticas Públicas:: Marco Antonio Carvalho Teixeira
Mestrado Profissional em Gestão Internacional: Umesh Dilip Kumar Mukhi
Mestrado Profissional em Gestão para a Competitividade: Gilberto Sarfati
OneMBA: Francisco Manuel Figueira de Lemos
FGV EAESP Pesquisa e Publicações: Thomaz Wood Jr.
Centro de Empreendedorismo e Novos Negócios - FGVcenn: Edgard Elie Roger Barki
Centro de Estudos de Administração Pública e Governo - FGVceapg: Fernando Luiz Abrucio
Centro de Estudos de Política e Economia do Setor Público - FGVcepesp: George Avelino Filho
Centro de Estudos em Planejamento e Gestão de Saúde - FGVsaúde: Adriano Massuda (coordenador), Laura Maria Cesar Schiesari (vice-coordenadora)
Centro de Estudos em Sustentabilidade - FGVces: Fernanda Cassab Carreira
Centro de Estudos em Cadeia de Valor, Ecossistema de Suprimentos e Logística - FGVcelog: Leandro Alves Patah
Centro de Estudos de Varejo e Consumo - FGVcev: Mauricio Gerbaudo Morgado
Centro de Tecnologia de Informação Aplicada - FGVcia: Alberto Luiz Albertin
Centro de Estudos de Microfinanças e Inclusão Financeira - FGVcemif: Lauro Emilio Gonzalez Farias
Centro de Estudos em Finanças - FGVcef: Claudia Emiko Yoshinaga
Centro de Estudos em Competitividade Internacional - FGVcei: Maria Tereza Leme Fleury
Centro de Inovação - FGVin: Susana Carla Farias Pereira
Centro de Estudos em Ética, Transparência, Integridade e Compliance - FGVethics: Ligia Maura Costa
Centro de Estudos do Novo Desenvolvimentismo - FGVcnd: Nelson Marconi
Centro de Estudos de Infraestrutura e Soluções Ambientais - FGVceisa: Gesner José de Oliveira Filho
Centro de Estudos em Analytics e Políticas de Segurança - FGVanalytics: João Luiz Becker
Núcleo de Estudos em Organizações e Pessoas - FGVneop: Maria José Tonelli
Centro de Inovação em Políticas Públicas Urbanas - FGVcidades: Ciro Biderman
Centro de Inovação, Pesquisa e Difusão (CEPID) em Governança das Mudanças Ambientais Globais - FGVearth: José Antonio Puppim de Oliveira
Centro de Estudos em Implementação de Políticas Educacionais - FGVcipe: Ricardo Corrêa Gomes e Gabriela Spanghero Lotta
Centro de Estudos Quantitativos em Economia e Finanças - FGVquantfin: Pedro Luiz Valls Pereira
FGV Ventures: Luciana Padovez Cualheta
APOIO
Centro de Desenvolvimento do Ensino e da Aprendizagem (CEDEA): Delane Botelho
Coordenadoria de Gestão de Programas e Assurance of Learning (AoL): Alexandre Pignanelli
Coordenadoria de Avaliação Institucional: Heloisa Mônaco dos Santos
Student Services: Clara Freire Filgueiras Faro
Centro de Carreiras: Marcos Lanner de Moura, Supervisor de Estágio e Colocações Profissionais
Coordenadoria de Diversidade: Márcio José de Macedo
Office for Global Affairs: Julia Alice Sophia von Maltzan Pacheco
Alumni FGV: Camila Cheibub Figueiredo
Admissions Office: Luciana Gaia
Assessoria de Desenvolvimento Institucional (ASDI): Camila Cheibub Figueiredo
Office of International Programs (OIP): Isabela Baleeiro Curado
ASSOCIAÇÃO DOS FUNCIONÁRIOS DA FGV - SP
Diretor Geral: Mylena Luize Braz Aragaki
DIRETÓRIO ACADÊMICO GETULIO VARGAS
Presidente: Luigi Vieira Pistelli

GVEXECUTIVO
fgv.br/gvexecutivo - v. 25, n. 4, 2026

Editores chefes: Thomaz Wood Jr., Adriana Wilner
Conselho Editorial: Adrian Kemmer Cernev, Camila Cheibub Figueiredo, Claudia de Farias Santiago, Cristina Dai Prá Martens, Fernando Burgos Pimentel Dos Santos, Gilberto Sarfati, João Lins Pereira Filho, João Martins Tude, Levindo Ozanan Coelho Santos, Ligia Maura Costa, Luciana Jordão da Motta Armiliato de Carvalho, Marcos Henrique Facó, Moacir de Miranda Oliveira Junior.

REDAÇÃO
Analista de produção editorial: Denise Francisco Cândido
Assistente administrativa: Stefane Ferreira da Silva
ADMINISTRAÇÃO
Responsável: Ilda Fontes
Assistente administrativa: Eldi Soares
REVISÃO: Paula Thompson
PROJETO GRÁFICO E ILUSTRAÇÕES: Beto Nejme
PROJETO GRÁFICO: Renato Brandão
DIAGRAMAÇÃO: Arthur Fajardo
CENTRAL DE RELACIONAMENTO: gvexecutivo@fgv.br
DIRETÓRIO: 10th Edition of Cabell's Directory of Publishing Opportunities in Management **www.cabells.com**

GV-executivo / Escola de Administração de Empresas de São Paulo. – Vol. 3, n. 3 (jul./set. 2004) - . - São Paulo: FGV EAESP, 2004 - v. ; il. ; 27,5 cm.

Trimestral até abril 2006. Bimestral a partir de maio 2006. Semestral a partir de agosto 2009. Bimestral a partir de janeiro 2017. Trimestral a partir de 2021.
Continuação de: RAE-executivo.

ISSN 1806-8979
1. Administração de empresas – Periódicos. I. Escola de Administração de Empresas de São Paulo.
CDU 658