ÁREA TEMÁTICA: 15. Tecnologia, Inteligência Artificial e Transformação Digital em Administração.

CATEGORIA: ENANGRAD JÚNIOR

ADOÇÃO DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NA INDÚSTRIA EXPORTADORA CAFÉ DO NORTE: CAPACIDADES ORGANIZACIONAIS, BARREIRAS E CONFORMIDADE

Resumo

A adoção de inteligência artificial (IA) em cadeias agroexportadoras depende não apenas da disponibilidade tecnológica, mas da capacidade de organizar dados, competências e processos decisórios. Este artigo analisa quais capacidades organizacionais e quais barreiras condicionam a adoção de IA na Café do Norte, indústria cafeeira exportadora de médio porte. Realizou-se estudo de caso único, qualitativo e exploratório-descritivo, em uma torrefadora-exportadora sediada em Manaus. As evidências foram obtidas por cinco entrevistas semiestruturadas, observação direta, documentos operacionais e dados setoriais, e submetidas à análise de conteúdo com categorias definidas *a priori* pelo framework Tecnologia–Organização–Ambiente (TOE). Os resultados mostram que o gargalo crítico da operação exportadora não é a velocidade de processamento, mas a conformidade de especificação, cuja falha pode comprometer o embarque. A empresa combina elevada automação física com baixa maturidade informacional, expressa na ausência de registros históricos estruturados das decisões de classificação e aceite de lotes. Predominam, portanto, barreiras organizacionais e informacionais, como falta de competências analíticas, centralização decisória e dependência de conhecimento tácito. O estudo formula quatro proposições e contribui ao distinguir automação física de maturidade informacional, articular o framework TOE à perspectiva de capacidade de IA e indicar que a trajetória de adoção deve iniciar-se pela estruturação dos dados, condição antecedente para visão computacional, inspeção automatizada e rastreabilidade.

Palavras-chave: inteligência artificial; capacidades organizacionais; prontidão digital; agronegócio exportador; conformidade de especificação.

Abstract

The adoption of artificial intelligence (AI) in agri-export chains depends not only on technological availability but also on the ability to organize data, competencies, and decision-making processes. This article examines which organizational capabilities and barriers shape AI adoption in Café do Norte, a medium-sized coffee exporting firm. A qualitative, exploratory-descriptive single case study was conducted in a roaster-exporter based in Manaus, Brazil. Evidence was obtained from five semi-structured interviews, direct observation, operational documents, and sectoral data, and was analysed through content analysis using *a priori* categories derived from the Technology–Organization–Environment (TOE) framework. The findings show that the critical bottleneck in the export operation is not processing speed but specification compliance, whose failure may compromise shipment. The firm combines high physical

automation with low information maturity, reflected in the absence of structured historical records of grading and lot acceptance decisions. Organizational and informational barriers therefore prevail, including limited analytical competencies, decision centralization, and dependence on tacit knowledge. The study advances four propositions and contributes by distinguishing physical automation from information maturity, integrating the TOE framework with the AI capability perspective, and indicating that the adoption path should begin with data structuring as a prerequisite for computer vision, automated inspection, and traceability applications.

Keywords: artificial intelligence; organizational capabilities; digital readiness; agri-export sector; specification compliance.

1. Introdução

O café é um dos principais produtos da exportação brasileira (Cecafé, 2026) e um caso exemplar de cadeia global de valor em que o desempenho depende menos de volume do que de conformidade (Hanley et al., 2026). Em 2025, o Brasil embarcou 40,049 milhões de sacas de 60 kg para 121 destinos, volume 20,8% inferior ao registrado em 2024, e ainda assim obteve a maior receita cambial da série histórica, US$ 15,586 bilhões, crescimento de 24,1% em relação ao ano anterior (Cecafé, 2026). Esse desempenho convive com fragilidades operacionais persistentes. A concentração logística é elevada: o Porto de Santos respondeu por 78,7% dos embarques de café em 2025 (Ministério de Portos e Aeroportos, 2026), o que amplifica o efeito de atrasos e alterações de escala sobre custos de armazenagem e sobreestadia. Soma-se a isso uma exigência que distingue a exportação de café verde de outras commodities: o contrato é firmado sobre especificação estrita de peneira, espécie e limite de defeitos, e o desvio em relação ao pedido pode acarretar recusa e devolução integral da carga. A conformidade, nesse arranjo, não é atributo desejável, mas condição obrigatória para execução do contrato.

A inteligência artificial (IA) tem sido recorrentemente apontada como resposta tecnológica a gargalos dessa natureza no café (Aludogbu et al., 2026). Na agricultura, a literatura documenta avanços consistentes em visão computacional aplicada à identificação de doenças e à estimação de severidade em lavouras cafeeiras (Esgario et al., 2020), assim como um movimento mais amplo de digitalização de cadeias agroalimentares reunido sob o rótulo de Agricultura 4.0 (Lezoche et al., 2020; Liu et al., 2021). Na literatura de administração, por sua vez, consolidou-se o argumento de que o valor da IA não decorre da tecnologia isolada, mas da presença de uma capacidade organizacional que a articula conjuntamente com recursos tangíveis, humanos e intangíveis (Farago, Cippiciani, et al., 2026; Mikalef & Gupta, 2021; Wamba-Taguimdje et al., 2020).

Há, contudo, uma lacuna entre esses dois corpos de conhecimento. A pesquisa sobre IA no agronegócio concentra-se predominantemente na etapa agrícola, como lavoura, sanidade vegetal e previsão de produtividade (Aludogbu et al., 2026; Pino & Apraez, 2025), enquanto a pesquisa sobre capacidades de IA concentra-se em grandes corporações intensivas em dados (Farago, Cippiciani, et al., 2026; Mikalef & Gupta, 2021). O elo intermediário da cadeia, formado por indústrias de torrefação e empresas exportadoras de médio porte,

permanece pouco examinado, embora seja precisamente nele que se materializam os riscos de conformidade e os custos de não qualidade da exportação (Felizzato et al., 2026). Essas organizações apresentam uma configuração peculiar: linhas produtivas automatizadas, quadros administrativos enxutos e decisões comerciais tomadas com base em julgamento experiencial e não em dados estruturados (Naheed et al., 2025).

Diante desse contexto, formula-se a seguinte questão de pesquisa: que capacidades organizacionais e que barreiras condicionam a adoção de IA em uma indústria cafeeira exportadora de médio porte? O objetivo geral é analisar as condições organizacionais que habilitam e restringem essa adoção. Como objetivos específicos, pretende-se: (i) caracterizar a operação industrial e exportadora do caso e seus gargalos críticos; (ii) analisar a prontidão para adoção de IA segundo as dimensões tecnológica, organizacional e ambiental; e (iii) formular proposições sobre as condições de viabilidade das aplicações identificadas. Para responder à questão de pesquisa, realizou-se um estudo de caso único, de abordagem qualitativa e caráter exploratório-descritivo (Creswell & Creswell, 2017; Yin, 2015), em uma indústria cafeeira exportadora de médio porte, com evidências provenientes de cinco entrevistas semiestruturadas, observação direta, documentos operacionais e dados setoriais. O material foi submetido à análise de conteúdo (Bardin, 2016), com categorias definidas *a priori* pelo framework Tecnologia–Organização–Ambiente (Tornatzky & Fleischer, 1990). Como a organização ainda não havia implantado soluções de IA, o estudo examina sua prontidão e as condições de viabilidade da adoção, e não os efeitos posteriores da tecnologia.

Os resultados indicam que o gargalo reside na conformidade de especificação, e não na velocidade de processamento; que a empresa combina elevada automação física com baixa maturidade informacional; e que as barreiras predominantes são organizacionais e informacionais. Teoricamente, o estudo estende a discussão sobre capacidade de IA a um elo industrial e exportador pouco representado na literatura (Felizzato et al., 2026; Mikalef & Gupta, 2021; Pino & Apraez, 2025), propõe que automação física e maturidade informacional sejam avaliadas separadamente nos diagnósticos de prontidão digital (Brynjolfsson & Mitchell, 2017; Mikalef & Gupta, 2021) e articula o TOE à perspectiva de capacidade de IA, evidenciando como as competências e a estruturação do conhecimento condicionam a adoção tecnológica (Cohen & Levinthal, 1990; Wamba-Taguimdje et al., 2020). Em termos práticos, oferece uma sequência de adoção iniciada pela estruturação dos registros de classificação, condição antecedente para aplicações de visão computacional, inspeção automatizada e rastreabilidade.

Este artigo está organizado da seguinte forma: a segunda seção apresenta a fundamentação teórica, articulando IA como capacidade organizacional, aplicações de IA na cadeia cafeeira e determinantes de adoção tecnológica; a terceira descreve os procedimentos metodológicos; a quarta apresenta e discute os resultados; e a quinta conclui o estudo retomando os objetivos, contribuições, limitações e sugerindo uma agenda de pesquisa.

2. Fundamentação Teórica

2.1 Inteligência artificial como capacidade organizacional

A perspectiva baseada em recursos sustenta que vantagens competitivas sustentáveis derivam de recursos valiosos, raros, difíceis de imitar e organizacionalmente explorados (Barney, 1991; Farago, Borini, et al., 2026). Tecnologias digitais, isoladamente, raramente satisfazem esses critérios, uma vez que estão disponíveis no mercado para qualquer concorrente (Mikalef & Gupta, 2021). A visão baseada em capacidades desloca a explicação do recurso para a rotina: o desempenho superior decorre da habilidade de identificar oportunidades, apreendê-las e reconfigurar a base de recursos da organização (Teece, 2007; Farago, Borini, et al., 2026).

Aplicando esse raciocínio à IA, Mikalef e Gupta (2021) conceituam a capacidade de IA como construto multidimensional, composto por recursos tangíveis (dados, infraestrutura computacional e investimento), recursos humanos (competências técnicas e de negócio) e recursos intangíveis (cultura orientada a dados, aprendizagem organizacional e capacidade de coordenação interfuncional). A implicação é direta: organizações que adquirem tecnologia sem desenvolver as demais dimensões tendem a obter retornos marginais (Mikalef & Gupta, 2021). Evidências em projetos de transformação baseados em IA apontam na mesma direção, indicando que os ganhos de desempenho se concentram em empresas que redesenham processos, e não apenas em empresas que instalam sistemas (Farago, Cippiciani, et al., 2026; Wamba-Taguimdje et al., 2020).

A literatura aplicada indica onde o valor gerado por IA se materializa. Davenport e Ronanki (2018) verificaram que os retornos mais consistentes provêm de iniciativas de escopo restrito (tais como automação de tarefas estruturadas e reconhecimento de padrões em decisões operacionais recorrentes), e não de projetos concebidos como transformação ampla do negócio. A unidade de análise pertinente desloca-se, assim, da organização para a tarefa, cujas condições de automação Brynjolfsson e Mitchell (2017) especificam em três: objetivo inequívoco, grande volume de decisões anteriores registradas com a respectiva resposta correta e verificação do acerto em prazo curto. Na exportação de café verde, essas condições recaem sobre a classificação do lote por peneira, espécie e incidência de defeito. A primeira e a terceira são atendidas pela própria operação, pois o padrão é fixado em contrato pelo importador e o aceite ou a recusa da carga confirma ou refuta o julgamento emitido no embarque. A segunda não: depende de que laudos, critérios de aceite e motivos de recusa tenham sido registrados de forma sistemática, condição organizacional, e não técnica.

A essa condição antepõe-se outra, relativa à natureza do conhecimento que se pretende transferir ao modelo. A capacidade de assimilar conhecimento externo depende do conhecimento que a organização já acumulou e organizou internamente (Cohen & Levinthal, 1990). No caso de decisões de qualidade, porém, esse conhecimento é tácito: reside na prática de classificadores experientes, é exercido de modo automático e resiste à verbalização por quem o detém, de modo que sua conversão em registro explícito exige esforço deliberado de externalização. Registrar uma decisão de classificação com a respectiva resposta correta equivale, nesses termos, a explicitar critério até então implícito. Daí decorre implicação contraintuitiva: a automação do julgamento perceptual não dispensa o especialista, mas dele depende precisamente na fase de constituição da base de treinamento.

2.2 Digitalização e inteligência artificial na cadeia cafeeira

No interior do movimento de digitalização das cadeias agroalimentares (Lezoche et al., 2020; Liu et al., 2021), a pesquisa sobre IA no café distribui-se de modo desigual entre as etapas da cadeia. A revisão sistemática de Pino e Apraez (2025) indica concentração na produção agrícola, com predomínio do imageamento aplicado à sanidade vegetal e à estimação de maturação. Exemplo consolidado dessa linha é o sistema de Esgario et al. (2020), que classifica estresses bióticos em folhas de café arábica e estima sua severidade por redes neurais convolucionais. Dois aspectos desses trabalhos interessam a esta pesquisa: demonstram a viabilidade técnica do reconhecimento visual aplicado a atributos do café e evidenciam que essa viabilidade repousa sobre a construção prévia de conjuntos de imagens rotuladas, esforço documental cuja magnitude tende a ser subestimada quando a técnica é transposta para a classificação de grãos verdes por peneira, espécie e defeito. Mais próximo do objeto aqui examinado, Felizzato et al. (2026) aplicam IA explicável ao controle de qualidade do café, sinalizando deslocamento incipiente da pesquisa da lavoura para o controle industrial, ainda assim restrito a ambientes laboratoriais.

Um segundo conjunto de aplicações refere-se à rastreabilidade. A combinação entre registro distribuído e validação automatizada de dados tem sido examinada como resposta à exigência de importadores e certificadoras por comprovação de origem e de práticas sustentáveis (Kamble et al., 2020), inclusive em cadeias cafeeiras latino-americanas (Aludogbu et al., 2026). A literatura é consistente, entretanto, ao apontar que o valor da rastreabilidade digital depende da confiabilidade do dado inserido na origem: a imutabilidade do registro não corrige informação incorreta no momento da entrada.

Um terceiro conjunto diz respeito à previsão. Modelos supervisionados aplicados a séries de preços e a variáveis climáticas e macroeconômicas têm apoiado decisões de compra e de proteção patrimonial, com eficácia sensível ao regime de mercado, o que recomenda tratá-los como apoio ao julgamento gerencial e não como seu substituto (Iansiti & Lakhani, 2020). A mesma lógica preditiva estende-se à etapa logística: modelos alimentados por registros de escala e por dados de identificação automática de embarcações vêm sendo empregados para estimar tempos de chegada e níveis de congestionamento portuário, inclusive em terminais de granel. Há, contudo, uma diferença de natureza em relação às aplicações anteriores. Nelas, a restrição recai sobre registros que a própria organização deixou de constituir; aqui, o dado existe e é abundante, mas é produzido por terceiros, de modo que a barreira desloca-se do registro interno para o acesso e a integração de bases sobre as quais o exportador não exerce controle.

2.3 Determinantes da adoção: o framework Tecnologia-Organização-Ambiente

Para examinar as condições de adoção, este estudo recorre ao framework Tecnologia-Organização-Ambiente (TOE), que explica a incorporação de inovações tecnológicas por firmas a partir de três contextos interdependentes (Tornatzky & Fleischer, 1990). O contexto tecnológico abrange as tecnologias disponíveis interna e externamente e sua compatibilidade com a base instalada. O contexto organizacional compreende porte, estrutura, folga de

recursos, qualificação do quadro e processos decisórios. O contexto ambiental refere-se a pressões de mercado, exigências regulatórias, comportamento de concorrentes e disponibilidade de fornecedores de solução. A opção pelo TOE, e não por modelos de aceitação individual como o TAM ou o UTAUT, decorre da unidade de análise adotada: o objeto não é a disposição de um usuário a utilizar determinada tecnologia, mas a condição de uma firma para incorporá-la à sua operação.

Quadro 1 – Categorias analíticas derivadas do referencial teórico

Dimensão	Categorias analíticas	Base teórica
Tecnologia	Base instalada e automação física; existência de registros históricos rotulados das decisões que se pretende automatizar; oferta de soluções no mercado	Tornatzky e Fleischer (1990); Brynjolfsson e Mitchell (2017)
Organização	Porte e estrutura funcional; competências técnicas e analíticas; codificação do conhecimento tácito; centralização decisória; folga de recursos	Cohen e Levinthal (1990); Mikalef e Gupta (2021)
Ambiente	Exigências de conformidade de importadores; certificações; volatilidade de preços; gargalos logísticos; barreiras tarifárias	Tornatzky e Fleischer (1990).

Fonte: elaborado pelos autores (2026).

3. Metodologia

A pesquisa adota abordagem qualitativa, de caráter exploratório-descritivo, por buscar compreender as condições organizacionais que favorecem ou restringem a adoção de inteligência artificial em seu contexto de ocorrência (Creswell & Creswell, 2017). Quanto aos meios, realizou-se estudo de caso único, estratégia adequada à investigação aprofundada de fenômenos contemporâneos cujas fronteiras com o contexto não são claramente delimitadas (Yin, 2015). A escolha do caso justifica-se por sua relevância teórica e por reunir, em uma mesma organização, operação industrial automatizada e atividade exportadora submetida a requisitos estritos de conformidade, além de possibilitar o uso de múltiplas fontes de evidência.

A unidade de análise é a operação industrial e exportadora de uma torrefadora sediada em Manaus, denominada Café do Norte. A organização possui aproximadamente três décadas de atuação, opera predominantemente no mercado *business-to-business* e exporta café verde para dezoito países. A empresa é identificada por seu nome real, mediante autorização formal de sua direção para a divulgação de sua identidade e das informações apresentadas neste artigo. Os participantes consentiram com a utilização das entrevistas em publicação científica, sendo preservadas suas identidades individuais. Informações comerciais sensíveis foram excluídas do relato.

A coleta de dados combinou entrevistas semiestruturadas, observação direta, documentos operacionais e dados setoriais secundários (Creswell & Creswell, 2017). Foram realizadas cinco entrevistas com profissionais selecionados intencionalmente por sua participação nos processos de gestão, produção, classificação, exportação e logística. Os participantes foram identificados como E1 a E5. O conjunto foi composto por um dirigente da organização (E1), um

responsável pela exportação (E2), um profissional da produção (E3), um responsável pela classificação e qualidade (E4) e um profissional da logística (E5). As entrevistas ocorreram de março a junho 2026, tiveram duração média de 30 minutos e, mediante autorização, foram gravadas e transcritas. O roteiro abordou infraestrutura tecnológica, disponibilidade de dados, critérios de classificação e aceite de lotes, competências internas, centralização decisória, pressões do ambiente externo e aplicação de IA.

A observação direta ocorreu nas áreas de produção, expedição, carregamento de café verde e logística, com registros em diário de campo. Também foram examinados documentos operacionais, como especificações de pedidos, padrões de peneira e classificação e materiais internos relacionados ao controle de qualidade. Dados institucionais e setoriais foram utilizados para contextualizar as condições econômicas, comerciais e logísticas enfrentadas pela empresa.

Os dados foram submetidos à análise de conteúdo, seguindo as etapas de pré-análise, exploração do material e interpretação dos resultados (Bardin, 2016). As entrevistas, os registros de campo e os documentos foram codificados com base em categorias definidas *a priori* pelo framework Tecnologia–Organização–Ambiente: infraestrutura e dados, no contexto tecnológico; competências, conhecimento tácito e estrutura decisória, no organizacional; e exigências de conformidade, certificações, volatilidade e condições logísticas, no ambiental. A comparação entre entrevistas, observações e documentos permitiu triangular as evidências e identificar convergências e divergências entre processos relatados, prescritos e efetivamente praticados.

A validade de construto foi buscada pela triangulação de fontes e pela manutenção de uma cadeia de evidências, enquanto a confiabilidade foi apoiada pelo uso de roteiro de entrevistas, registros datados e banco de dados do caso. Reconhece-se que a validade externa, em estudos de caso único, é analítica e não estatística: os achados são generalizáveis a proposições teóricas, não a populações (Yin, 2015). Além disso, como a empresa ainda não havia implantado as soluções examinadas, o estudo avalia condições de prontidão e viabilidade, não os impactos efetivos da adoção de IA.

4. Análise e Discussão dos Resultados

4.1 O contexto setorial e as pressões ambientais

O desempenho exportador brasileiro em 2025 delimita o ambiente em que o caso opera. Em 2025, o Brasil exportou 40,049 milhões de sacas de café para 121 países, volume 20,8% inferior ao de 2024, mas alcançou receita recorde de US$ 15,586 bilhões, alta de 24,1%. O café arábica respondeu por 80,7% dos embarques, enquanto o Porto de Santos concentrou 78,7% do volume exportado (Cecafé, 2026; Ministério de Portos e Aeroportos, 2026).

Três pressões ambientais emergem desse contexto e incidem diretamente sobre o caso. A primeira é a valorização do produto: a combinação de queda de volume com receita recorde eleva o valor unitário de cada contêiner e, por consequência, o custo econômico de uma devolução. A segunda é a concentração portuária, com quase quatro quintos dos embarques em Santos, que transfere ao exportador o risco de atraso e de custos adicionais de

armazenagem sem que ele detenha controle sobre a causa. A terceira é a instabilidade das condições de acesso a mercados, evidenciada pelo deslocamento dos Estados Unidos da liderança entre os destinos após a vigência de tarifa de 50% sobre o produto brasileiro entre agosto e novembro de 2025 (Cecafé, 2026).

As entrevistas evidenciaram que essas pressões setoriais se materializam nas decisões da organização. Os participantes ligados à exportação (E2) e à logística (E5) destacaram que alterações de escala, atrasos portuários e mudanças nas condições de acesso aos mercados reduzem a previsibilidade do embarque e ampliam os custos associados à permanência da carga. Essas pressões correspondem à dimensão ambiental do framework TOE e operam, no caso analisado, como fatores de indução tecnológica: quanto maior o valor da carga e menor o controle sobre a logística, maior o retorno esperado de mecanismos que reduzam a probabilidade de não conformidade antes do embarque.

4.2 Caracterização do caso: operação industrial e exportadora

A empresa opera estrutura que integra aquisição de grãos, processamento industrial e distribuição para os mercados interno e externo. A filial de Manaus, beneficiada por incentivos fiscais, apresenta área produtiva com elevado grau de automação e emprega menos de cinquenta colaboradores na linha de produção, concentrando a maior parte do quadro em funções administrativas como recursos humanos, vendas, financeiro, fiscal, estoque e marketing. Na produção, as funções humanas remanescentes concentram-se em verificação de qualidade de embalagem, separação de produtos e monitoramento da fluidez do processo; equipes específicas respondem pelo carregamento de café verde e pela organização logística dos produtos acabados.

O suprimento é feito junto a *traders* em regiões produtoras de Minas Gerais e do Espírito Santo, abrangendo café arábica e conilon. Os lotes de melhor pontuação são destinados à exportação como cafés especiais; os demais seguem para o mercado interno, onde são torrados e compostos em blends de torra média e escura, resultando em linha de produtos voltada predominantemente às classes B e C, distribuída a grandes redes atacadistas e a varejistas de pequeno e médio porte, com atuação preponderante no modelo *business-to-business*.

No segmento exportador, a empresa atua como intermediária, adquirindo café de *traders* e operando no mercado futuro para proteger-se da volatilidade de preços. Exporta café verde para dezoito países, entre os quais Países Baixos, Estados Unidos, Arábia Saudita e Suíça, e detém certificação *Rainforest Alliance*, que atesta práticas sustentáveis e opera como credencial de acesso a importadores mais exigentes. A elevada automação da planta foi confirmada pelo entrevistado ligado à produção (E3), que descreveu uma operação em que a participação humana se concentra principalmente no acompanhamento do processo, na conferência e na resolução de situações excepcionais.

As evidências revelam uma assimetria entre automação física e maturidade informacional. Embora os entrevistados E1, E3 e E4 tenham caracterizado a linha industrial como altamente automatizada, eles indicaram que critérios de aceite, laudos de classificação e motivos de recusa não são registrados de

forma sistemática e estruturada. A consulta aos documentos disponibilizados corroborou essa ausência, demonstrando que a digitalização dos equipamentos não foi acompanhada pela estruturação dos dados decisórios. Os entrevistados também indicaram que decisões de compra, proteção de preços e aceite de lotes permanecem concentradas em poucos gestores. E1 e E2 associaram essa centralização à estrutura enxuta da organização e à experiência acumulada dos responsáveis, evidenciando que parte relevante do processo decisório ainda depende de conhecimento personalizado.

4.3 O gargalo crítico: conformidade de especificação na exportação

A análise das evidências indica que o gargalo crítico da operação exportadora não é a velocidade de processamento, e sim a conformidade de especificação. O importador especifica peneira, espécie e limites de defeito, por exemplo, café arábica peneira 16/18, e o embarque deve corresponder exatamente ao pedido. Segundo os registros de campo, o desvio não é tolerado em nenhuma direção: carga com qualidade superior à contratada é tão irregular quanto carga inferior, pois descaracteriza o padrão adquirido pelo comprador e pode resultar em recusa do lote.

A centralidade da conformidade foi enfatizada pelos participantes ligados à exportação e à classificação. Conforme relatou E4, “precisa estar exatamente conforme os parâmetros especificados”. E2 ressaltou que a recusa e a devolução da carga constituem riscos contratuais relevantes. Os documentos de pedido examinados confirmaram a existência de parâmetros específicos de peneira, espécie e incidência de defeitos. O Quadro 2 sistematiza a classificação por peneira e sua destinação comercial, conforme os padrões operados pela empresa.

Quadro 2 – Classificação por peneira e destinação comercial predominante

Faixa de peneira	Denominação operacional	Destinação predominante
18, 19 e 20	Chato graúdo	Cafés finos de alta qualidade para exportação
16 e 17	Chato graúdo e médio	Café especial e exportação de alta qualidade
14 e 15	Chato médio e miúdo	Consumo interno ou padrão
13 e inferiores	Chato miúdo e mocas	Consumo interno, com maior incidência de defeitos
Bica corrida	Sem separação por peneira	Blends e consumo interno

Fonte: elaborado pelos autores (2026) com base em documentos operacionais disponibilizados pela empresa.

A operação distingue ainda os grãos por formato (chatos, mocas e triângulo) e por espécie, sendo o arábica de formato mais alongado e linha central sinuosa, e o conilon mais arredondado e de linha central reta. A verificação desses atributos, segundo E4, é realizada por amostragem, com uso de peneiras de classificação e julgamento visual de classificadores experientes. Trata-se, portanto, de decisão perceptual repetitiva, com critério bem definido e retroalimentação disponível, exatamente o perfil de tarefa que a literatura

identifica como adequado à aplicação de aprendizado supervisionado (Brynjolfsson & Mitchell, 2017).

Esse resultado é relevante porque desloca o foco do diagnóstico. Em uma leitura convencional de digitalização industrial, a IA seria mobilizada para acelerar a linha ou reduzir mão de obra direta, objetivos de baixa aderência a uma planta já automatizada e com quadro produtivo enxuto. No caso examinado, o valor potencial da tecnologia concentra-se na redução da variância de julgamento em um ponto específico do fluxo: a conferência de conformidade que antecede o embarque, cujo erro tem consequência contratual desproporcional ao seu custo de execução.

4.4 Prontidão para adoção: análise pelas dimensões do framework TOE

No contexto tecnológico, a base instalada é favorável no plano físico: os entrevistados E3 e E4 descreveram uma estrutura automatizada e compatível com a incorporação de dispositivos de captura e inspeção. Entretanto, E1 e E4 indicaram que a empresa não mantém uma série histórica estruturada que relacione amostras, laudos, critérios de aceite, motivos de recusa e resultados dos embarques, o que foi corroborado pela análise documental. Como o desempenho de modelos supervisionados depende da disponibilidade de exemplos rotulados (Brynjolfsson & Mitchell, 2017; Esgario et al., 2020), a ausência desse acervo constitui a principal restrição tecnológica identificada. Trata-se de uma restrição de dados, e não de equipamentos ou de disponibilidade tecnológica.

No contexto organizacional, três elementos se destacam. Primeiro, a estrutura enxuta concentra competências em operação e comércio exterior, sem função dedicada à análise de dados, o que reduz a capacidade de absorção de conhecimento técnico externo (Cohen & Levinthal, 1990). Segundo, o conhecimento crítico da operação é tácito e personalizado: reside na experiência dos classificadores e dos gestores de compra, e não em procedimentos codificados, condição que, paradoxalmente, é simultaneamente ativo competitivo e obstáculo à automação, já que o que não está codificado não pode ser aprendido por um modelo. Terceiro, a centralização decisória favorece velocidade de implantação, caso haja decisão favorável, mas torna a adoção dependente da convicção de poucos indivíduos.

No contexto ambiental, as pressões identificadas na seção 4.1 atuam como indutores. A exigência de conformidade dos importadores, a manutenção de certificação socioambiental, a volatilidade de preços que fundamenta a operação no mercado futuro e a incerteza logística e tarifária compõem um ambiente que eleva o retorno esperado de mecanismos de controle e de previsão. Não se identificou, contudo, pressão competitiva relevante para a imitação tecnológica: os entrevistados não identificaram casos conhecidos de adoção de IA por concorrentes diretos de porte semelhante, o que reduz o efeito de imitação competitiva descrito na literatura de adoção (Tornatzky & Fleischer, 1990).

A leitura conjunta das três dimensões sustenta o principal achado do estudo: as barreiras à adoção de IA no caso examinado são predominantemente organizacionais e informacionais, e não tecnológicas. A tecnologia necessária existe, é comercialmente acessível e tem viabilidade demonstrada na

literatura; o que falta é a base de dados rotulados e a capacidade analítica interna para especificar, avaliar e sustentar sua operação. Esse resultado é consistente com a conceituação de capacidade de IA como construto que articula recursos tangíveis, humanos e intangíveis, e não como propriedade do artefato tecnológico (Mikalef & Gupta, 2021; Wamba-Taguimdje et al., 2020).

4.5 Aplicações potenciais e condições de viabilidade

A partir da triangulação entre os gargalos identificados nas entrevistas, na observação e nos documentos e das possibilidades técnicas descritas na literatura, foram mapeadas quatro aplicações potenciais. O Quadro 3 apresenta essa sistematização, que não constitui recomendação de investimento, mas ordenação analítica das condições de viabilidade.

Quadro 3 – Gargalos operacionais, aplicações potenciais de IA, capacidades requeridas e barreiras

Gargalo operacional	**Aplicação potencial de IA**	**Capacidade requerida**	**Barreira predominante**
Variância de julgamento na classificação de grãos verdes	Visão computacional para classificação por peneira, espécie e defeito	Acervo de imagens rotuladas; integração à esteira de triagem; validação por classificadores experientes	Ausência de dados rotulados (tecnológica e organizacional)
Risco de recusa de carga por não conformidade	Inspeção automatizada de lote com registro de laudo digital antes do embarque	Codificação dos critérios de aceite; rastreabilidade lote-a-lote	Conhecimento tácito não codificado (organizacional)
Volatilidade de preço na compra via *traders* e no mercado futuro	Modelos preditivos de apoio à decisão de compra e *hedge*	Série histórica de compras; competência analítica interna; governança da decisão	Ausência de função analítica dedicada (organizacional)
Incerteza logística e concentração portuária	Modelos preditivos de atraso de embarque a partir de dados históricos e operacionais	Acesso a dados portuários; integração com planejamento de expedição	Dados externos fora do controle da empresa (ambiental)

Fonte: elaborado pelos autores (2026).

A ordenação do Quadro 3 sugere uma sequência de adoção que contraria a intuição corrente. A previsão de preços, embora percebida como aplicação de elevado valor estratégico, é também a que exige maior competência analítica interna e maior governança da decisão. Em contraste, o registro digital estruturado dos laudos de classificação constitui uma etapa de menor complexidade tecnológica e uma precondição para as demais aplicações. Em outros termos, a trajetória viável para organizações com o perfil analisado inicia-se pela estruturação do dado, e não pela aquisição do algoritmo, o que reposiciona a decisão inicial como projeto de gestão da informação, e não como projeto de tecnologia.

Quanto à rastreabilidade, a evidência do caso qualifica o argumento corrente na literatura. A empresa já detém certificação socioambiental e opera com origem conhecida dos lotes; a adoção de registro distribuído poderia agregar transparência verificável ao cliente importador (Kamble et al., 2020). O ganho, contudo, é condicionado à confiabilidade do dado de entrada, que no caso depende justamente da estruturação de laudos ainda inexistente. A rastreabilidade digital, portanto, não antecede a maturidade informacional, mas decorre dela.

4.6 Proposições

Da análise decorrem quatro proposições, formuladas para verificação em pesquisas futuras e apresentadas no Quadro 4.

Quadro 4 – Proposições decorrentes da análise do caso

Proposição	Enunciado
P1	Em indústrias exportadoras de médio porte com processos fisicamente automatizados, a adoção de IA tende a ser restringida menos pela disponibilidade tecnológica do que pela ausência de registros históricos estruturados das decisões que se pretende automatizar.
P2	A elevada automação física de uma planta pode levar à superestimação de sua prontidão digital quando a maturidade informacional não é avaliada separadamente.
P3	Em cadeias exportadoras regidas por conformidade estrita, o valor potencial da IA tende a concentrar-se na redução da variância de julgamento em pontos de verificação contratual, e não apenas no aumento da velocidade de processamento.
P4	A codificação do conhecimento tácito de classificadores experientes constitui condição antecedente da automação do julgamento por visão computacional.

Fonte: elaborado pelos autores (2026).

As proposições dialogam com a literatura de capacidades. P1 e P4 reforçam a leitura de que o valor da IA decorre de rotinas organizacionais e de recursos complementares, e não do artefato (Teece, 2007; Mikalef & Gupta, 2021). P2 introduz uma distinção que a literatura de prontidão digital tende a tratar de forma agregada, ao separar automação física de capacidade analítica. P3, por sua vez, sugere que em cadeias regidas por especificação contratual estrita o critério de avaliação de projetos de IA deveria ser a redução de risco de não conformidade, e não o ganho de produtividade, métrica que, aplicada a plantas já automatizadas, tende a subestimar o valor do investimento.

5. Conclusão e Contribuições

Este artigo teve por objetivo analisar quais capacidades organizacionais e quais barreiras condicionam a adoção de IA em uma indústria cafeeira exportadora de médio porte. Por meio de estudo de caso único, conduzido com cinco entrevistas semiestruturadas, observação direta, documentos operacionais e dados setoriais, foram examinadas as dimensões tecnológica, organizacional e ambiental da prontidão para adoção.

Os resultados indicam que a prontidão para IA no caso analisado é condicionada principalmente pela estruturação dos dados e pelas capacidades organizacionais, e não pela disponibilidade da tecnologia. Três conclusões sustentam esse argumento. Primeiro, o gargalo crítico da operação exportadora é a conformidade de especificação, e não a velocidade de processamento, o que desloca o valor potencial da IA para a redução da variância de julgamento nos pontos de verificação contratual. Segundo, a organização combina elevada automação física com baixa maturidade informacional, sendo a ausência de registros históricos estruturados das decisões de classificação e aceite de lotes a principal restrição às aplicações identificadas. Terceiro, predominam barreiras organizacionais, como a ausência de competências analíticas internas, a concentração das decisões e a dependência de conhecimento tácito dos profissionais experientes.

Teoricamente, o estudo contribui de três maneiras. Primeiro, estende a discussão sobre capacidade de IA, desenvolvida predominantemente em contextos organizacionais intensivos em dados, a uma organização situada no elo industrial e exportador da cadeia cafeeira, contexto ainda pouco representado na literatura, que permanece concentrada sobretudo na produção agrícola e em aplicações laboratoriais de controle de qualidade (Felizzato et al., 2026; Mikalef & Gupta, 2021; Pino & Apraez, 2025). Segundo, propõe que automação física e maturidade informacional sejam avaliadas separadamente nos diagnósticos de prontidão digital, uma vez que a disponibilidade de equipamentos automatizados não implica a existência de dados históricos rotulados, competências analíticas e recursos organizacionais necessários à aplicação de IA (Brynjolfsson & Mitchell, 2017; Mikalef & Gupta, 2021). Terceiro, articula o framework Tecnologia–Organização–Ambiente (Tornatzky & Fleischer, 1990) à perspectiva de capacidade de IA (Mikalef & Gupta, 2021), evidenciando, no caso analisado, como fatores organizacionais relacionados às competências e à estruturação do conhecimento podem restringir a adoção mesmo quando as soluções tecnológicas estão disponíveis (Cohen & Levinthal, 1990; Wamba-Taguimdje et al., 2020).

Em termos práticos, os resultados sugerem que a trajetória de adoção deve começar pela estruturação dos registros relacionados às decisões de classificação, incluindo laudos, imagens das amostras, critérios de aceite, motivos de recusa e resultados dos embarques. Essa base constitui uma condição antecedente para aplicações de visão computacional, inspeção automatizada e rastreabilidade. O estudo também indica que projetos dessa natureza devem ser avaliados não apenas por ganhos de produtividade, mas também pela capacidade de reduzir o risco de não conformidade, cujo valor tende a ser mais relevante em plantas já automatizadas.

O estudo apresenta limitações. Como caso único, os resultados não possuem generalização estatística para outras empresas. As entrevistas envolveram participantes internos, não abrangendo importadores, fornecedores de tecnologia ou parceiros logísticos. Além disso, a empresa ainda não havia implantado as soluções examinadas, de modo que as aplicações discutidas possuem caráter prospectivo e seus efeitos não foram mensurados. A exclusão de dados comerciais sensíveis também restringiu a análise econômica das decisões de compra, proteção de preços e investimento tecnológico.

Pesquisas futuras podem acompanhar longitudinalmente a implantação de um projeto piloto de visão computacional na classificação de grãos, comparando a variância do julgamento antes e depois da intervenção. Estudos com amostras mais amplas de exportadoras poderão verificar se a assimetria entre automação física e maturidade informacional também ocorre em outras organizações. Por fim, análises comparativas entre produtores, cooperativas, indústrias e *tradings* poderão examinar como as capacidades de IA se distribuem ao longo da cadeia cafeeira e como essa distribuição afeta a apropriação do valor gerado.

Referências

Aludogbu, P., Chavez, M., Kumar, P., Ramos, E., & Pimentel, V. (2026). Artificial intelligence and blockchain for achieving supply chain resilience and sustainability: An empirical investigation in the Peruvian coffee supply chain. IEEE Transactions on Engineering Management.

Bardin, L. (2016). Análise de conteúdo (3. ed.). São Paulo: Edições 70.

Barney, J. (1991). Firm resources and sustained competitive advantage. Journal of Management, 17(1), 99-120.

Brynjolfsson, E., & Mitchell, T. (2017). What can machine learning do? Workforce implications. Science, 358(6370), 1530-1534.

Cecafé – Conselho dos Exportadores de Café do Brasil. (2026). Relatório mensal de exportações: dezembro de 2025. São Paulo: Cecafé.

Cohen, W. M., & Levinthal, D. A. (1990). Absorptive capacity: a new perspective on learning and innovation. Administrative Science Quarterly, 35(1), 128-152.

Creswell, J. W., & Creswell, J. D. (2017). Research design: Qualitative, quantitative, and mixed methods approaches. SAGE Publications.

Davenport, T. H., & Ronanki, R. (2018). Artificial intelligence for the real world. Harvard Business Review, 96(1), 108-116.

Esgario, J. G. M., Krohling, R. A., & Ventura, J. A. (2020). Deep learning for classification and severity estimation of coffee leaf biotic stress. Computers and Electronics in Agriculture, 169, 105162.

Farago, F. E., Borini, F. M., Gomes, L. A. V., Bernardes, R. C., & Giglio, C. (2026). Capacidade de Gestão da Complementaridade em Ecossistemas de Economias Emergentes. *Revista de Administração Contemporânea*, *30*, e250133.

Farago, F. E., Cippiciani, F., Borini, F. M., Schunk, L. M., & Massetto, F. I. (2026). How the Use of Generative AI Shapes Opportunity Discovery and Creation in Entrepreneurial Action. In Academy of Management Proceedings (Vol. 2026, No. 1, p. 15717).

Felizzato, G., Bagnulo, E., Botta, G., Tapparo, G., Cordero, C., Navarini, L., ... & Caratti, A. (2026). Explainable Artificial Intelligence for Coffee Quality Control: From Coffee Origins to Aroma Intensity. *Foods*, *15*(9), 1543.

Hanley, A., Liu, W. H., Semrau, F. O., & Görlich, D. (2026). Climbing the coffee global value chain—Three decades of trade and upgrading. *Journal of International Development*, *38*(1), 88-111.

Iansiti, M., & Lakhani, K. R. (2020). Competing in the age of AI: strategy and leadership when algorithms and networks run the world. Boston: Harvard Business Review Press.

Kamble, S. S., Gunasekaran, A., & Sharma, R. (2020). Modeling the blockchain enabled traceability in agriculture supply chain. International Journal of Information Management, 52, 101967.

Lezoche, M., Hernandez, J. E., Alemany Díaz, M. M. E., Panetto, H., & Kacprzyk, J. (2020). Agri-food 4.0: a survey of the supply chains and technologies for the future agriculture. Computers in Industry, 117, 103187.

Liu, Y., Ma, X., Shu, L., Hancke, G. P., & Abu-Mahfouz, A. M. (2021). From Industry 4.0 to Agriculture 4.0: current status, enabling technologies, and research challenges. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 17(6), 4322-4334.

Mikalef, P., & Gupta, M. (2021). Artificial intelligence capability: conceptualization, measurement calibration, and empirical study on its impact on organizational creativity and firm performance. Information & Management, 58(3), 103434.

Ministério de Portos e Aeroportos. (2026, 14 de abril). Do campo aos portos: Café brasileiro mantém liderança global e movimenta exportações. Governo Federal.

Naheed, S., Pinto, R., & Pirola, F. (2025). A Preliminary multidimensional AI readiness assessment model for SMEs. *Procedia Computer Science*, *253*, 774-783.

Pino, A. F. S., & Apraez, L. S. C. (2025). Artificial intelligence and multispectral imaging in coffee production: A systematic literature review. *European Journal of Agronomy*, *170*, 127725.

Teece, D. J. (2007). Explicating dynamic capabilities: the nature and microfoundations of (sustainable) enterprise performance. Strategic Management Journal, 28(13), 1319-1350.

Tornatzky, L. G., & Fleischer, M. (1990). The processes of technological innovation. Lexington: Lexington Books.

Wamba-Taguimdje, S.-L., Fosso Wamba, S., Kala Kamdjoug, J. R., & Tchatchouang Wanko, C. E. (2020). Influence of artificial intelligence (AI) on firm performance: the business value of AI-based transformation projects. Business Process Management Journal, 26(7), 1893-1924.

Yin, R. K. (2015). Estudo de caso: planejamento e métodos (5. ed.). Porto Alegre: Bookman.