doi.org/10.51891/rease.v12i11.32768

INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NO AMBIENTE DE TRABALHO: INOVAÇÃO, PRODUTIVIDADE E QUALIDADE NA INDÚSTRIA

ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN THE WORKPLACE: INNOVATION, PRODUCTIVITY, AND QUALITY IN INDUSTRY

INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN EL ENTORNO LABORAL: INNOVACIÓN, PRODUCTIVIDAD Y CALIDAD EN LA INDUSTRIA

Mickson da Silva Mourão[1]
Maria Celina Silva Fernandes[2]
Stiffanny Alexa Saraiva Bezerra[3]

RESUMO: A Inteligência Artificial (IA) tem ampliado as possibilidades de transformação dos processos industriais, especialmente no planejamento da produção, na manutenção de equipamentos e no controle da qualidade. Este estudo teve como objetivo analisar as contribuições da IA no ambiente de trabalho para a promoção da inovação, o aumento da produtividade e a melhoria da qualidade dos processos industriais. Realizou-se uma revisão integrativa da literatura, com abordagem qualitativa, contemplando 20 artigos publicados entre 2021 e 2026, sendo dez em português e dez em inglês. A seleção foi apresentada por meio de fluxograma adaptado do PRISMA 2020, e os dados foram organizados em tabela de síntese e analisados de forma descritiva e comparativa. Os resultados destacaram aplicações em manutenção preditiva, inspeção visual automatizada, previsão da qualidade, programação produtiva e apoio às decisões gerenciais. Foram identificadas contribuições para a antecipação de falhas, a redução de desperdícios e retrabalhos e o aperfeiçoamento do planejamento operacional. Entretanto, os benefícios variaram conforme o contexto, a qualidade dos dados, a infraestrutura e a capacitação profissional. Concluiu-se que a IA apresentou potencial para aperfeiçoar o desempenho industrial, mas sua efetividade dependeu de implementação planejada, avaliação contínua e integração entre recursos tecnológicos e conhecimento humano.

Palavras-chave: Inteligência artificial. Inovação tecnológica. Processos industriais. Produtividade. Controle da qualidade.

ABSTRACT: Artificial Intelligence (AI) has expanded the possibilities for transforming industrial processes, particularly in production planning, equipment maintenance, and quality control. This study aimed to analyze the contributions of AI in the workplace to promoting innovation, increasing productivity, and improving the quality of industrial processes. An integrative literature review was conducted using a qualitative approach, encompassing 20 articles published between 2021 and 2026, ten in Portuguese and ten in English. The selection process was presented through a flowchart adapted from PRISMA 2020, and the data were organized into a synthesis table and analyzed descriptively and comparatively. The results highlighted applications in predictive maintenance, automated visual inspection, quality prediction, production scheduling, and managerial decision support. Contributions included early failure detection, reduced waste and rework, and improved operational planning. However, the benefits varied according to the context, data quality, infrastructure, and professional training. It was concluded that AI demonstrated potential to enhance industrial performance, but its

[1] Pós-graduando do Curso de Pós-Graduação Lato Sensu em Gestão Estratégica de Projetos da Faculdade Metropolitana de Manaus (FAMETRO).
[2] Pós-graduanda do Curso de Pós-Graduação Lato Sensu em Gestão Estratégica de Projetos da Faculdade Metropolitana de Manaus (FAMETRO).
[3] Professora orientadora do Curso de Pós-Graduação Lato Sensu em Gestão Estratégica de Projetos da Faculdade Metropolitana de Manaus (FAMETRO).

effectiveness depended on planned implementation, continuous evaluation, and integration between technological resources and human expertise.

Keywords: Artificial intelligence. Technological innovation. Industrial processes. Productivity. Quality control.

RESUMEN: La Inteligencia Artificial (IA) ha ampliado las posibilidades de transformación de los procesos industriales, especialmente en la planificación de la producción, el mantenimiento de equipos y el control de calidad. Este estudio tuvo como objetivo analizar las contribuciones de la IA en el entorno laboral para promover la innovación, aumentar la productividad y mejorar la calidad de los procesos industriales. Se realizó una revisión integrativa de la literatura, con enfoque cualitativo, que incluyó 20 artículos publicados entre 2021 y 2026, diez en portugués y diez en inglés. El proceso de selección se presentó mediante un diagrama de flujo adaptado de PRISMA 2020, y los datos se organizaron en una tabla de síntesis y se analizaron de manera descriptiva y comparativa. Los resultados destacaron aplicaciones en mantenimiento predictivo, inspección visual automatizada, predicción de la calidad, programación de la producción y apoyo a las decisiones gerenciales. Se identificaron contribuciones a la detección anticipada de fallos, la reducción de desperdicios y retrabajos y la mejora de la planificación operativa. Sin embargo, los beneficios variaron según el contexto, la calidad de los datos, la infraestructura y la capacitación profesional. Se concluyó que la IA presentó potencial para mejorar el desempeño industrial, pero su efectividad dependió de una implementación planificada, una evaluación continua y la integración entre los recursos tecnológicos y el conocimiento humano.

Palabras clave: Inteligencia artificial. Innovación tecnológica. Procesos industriales. Productividad. Control de calidad.

INTRODUÇÃO

A transformação digital vem alterando os processos produtivos e as relações de trabalho, sobretudo na indústria, onde a adoção de tecnologias inteligentes passou a ser vista como caminho para ganhar competitividade e melhorar o desempenho das organizações. Entre essas tecnologias, a Inteligência Artificial (IA) faz parte da chamada Indústria 4.0, que permite automatizar atividades, analisar grandes volumes de dados e desenvolver sistemas que apoiam decisões operacionais e gerenciais (Morais; Morais, 2023). Conforme Xu et al. (2021), a evolução dos sistemas industriais inteligentes é associado à integração entre tecnologias digitais, automação e produção, o que abre novas formas de organizar o trabalho fabril. O uso da IA na indústria, portanto, vai além de substituir tarefas repetitivas e se aproxima de um recurso estratégico para a inovação e a melhoria contínua.

Na prática, a IA chega à indústria por meio de aprendizado de máquina, visão computacional, sistemas preditivos e algoritmos de otimização, aplicados ao monitoramento de equipamentos, à detecção de falhas e ao controle de qualidade. Com esses recursos, as atividades ganham precisão, o desperdício diminui e os recursos disponíveis são mais bem aproveitados (Paixão, 2026). Javaid et al. (2022) observam que a incorporação de tecnologias

inteligentes torna os sistemas produtivos mais conectados, flexíveis e orientados por dados. Os resultados, porém, dependem da infraestrutura, da qualificação da mão de obra, da integração entre sistemas e da capacidade de adaptação de cada empresa. Comprar ferramentas digitais não basta; é preciso haver condições para implementá-las.

Apesar desse potencial, Lanzarin e Cecconello (2026) enfatizam que, a adoção da IA ainda esbarra em obstáculos como o custo dos investimentos, a capacitação dos trabalhadores, a segurança da informação e a reorganização das funções. Quando mal implementada, a tecnologia pode trazer problemas operacionais, provocar resistência das equipes e aprofundar desigualdades no acesso a recursos digitais. Cabe, então, investigar em que condições a IA de fato melhora o desempenho das organizações industriais, levando em conta o que ela oferece e onde encontra limites.

Com base nisso, formula-se a seguinte pergunta de pesquisa: de que maneira a utilização da Inteligência Artificial no ambiente de trabalho contribui para a inovação, o aumento da produtividade e a melhoria da qualidade dos processos industriais?

A hipótese é que a implementação planejada da IA na indústria favorece a inovação tecnológica, eleva a produtividade e melhora a qualidade de produtos e processos, principalmente quando acompanhada da qualificação dos trabalhadores e da modernização da infraestrutura. Espera-se que os sistemas inteligentes automatizem tarefas operacionais, antecipem falhas, reduzam erros e aprimorem as decisões gerenciais. Esses ganhos, contudo, tendem a variar conforme a maturidade tecnológica da empresa, o volume de investimento e o grau de integração entre os recursos digitais e o trabalho humano. Por si só, a adoção da IA não assegura melhor desempenho.

A pesquisa se justifica pelo peso crescente da IA na transformação dos ambientes industriais. Do ponto de vista acadêmico, o estudo contribui para o debate que articula transformação digital, gestão da produção, inovação e organização do trabalho, além de sistematizar o que a literatura já produziu sobre as aplicações da IA na indústria. Do ponto de vista social e profissional, pode ajudar a identificar oportunidades para melhorar as condições de trabalho, desenvolver competências tecnológicas e usar os recursos produtivos com mais eficiência. Oferece ainda elementos para refletir sobre os desafios que empresas e trabalhadores enfrentam diante dessas mudanças e sobre a necessidade de uma implementação responsável, atenta às pessoas e às organizações.

O objetivo geral é analisar as contribuições da Inteligência Artificial no ambiente de trabalho para a promoção da inovação, o aumento da produtividade e a melhoria da qualidade dos processos industriais. Os objetivos específicos são: compreender as principais aplicações da IA nos processos produtivos e nas atividades industriais; identificar os benefícios das tecnologias inteligentes para a eficiência operacional, a produtividade e o controle de qualidade; e discutir os desafios e limitações da implementação da IA nas organizações industriais, considerando aspectos tecnológicos, organizacionais e de qualificação dos trabalhadores.

METODOLOGIA

Trata-se de uma revisão integrativa da literatura, de abordagem qualitativa e caráter exploratório e descritivo, voltada à análise das contribuições da Inteligência Artificial (IA) para a inovação, a produtividade e a qualidade dos processos industriais. Optou-se por esse método porque ele permite reunir e sintetizar resultados de estudos com delineamentos distintos. Segundo Souza, Silva e Carvalho (2010), a revisão integrativa segue seis etapas: formulação da pergunta norteadora, busca na literatura, coleta de dados, análise crítica dos estudos, discussão dos resultados e apresentação da síntese.

A pergunta que orientou a investigação foi: de que maneira a utilização da Inteligência Artificial no ambiente de trabalho contribui para a inovação, o aumento da produtividade e a melhoria da qualidade dos processos industriais?

As buscas foram feitas na Scientific Electronic Library Online (SciELO), na ScienceDirect, na IEEE Xplore e no Google Acadêmico. Para trabalhar com produção recente sobre o uso da IA na indústria, consideraram-se publicações de 2021 a 2026, em português e inglês.

Usaram-se palavras-chave nos dois idiomas: “Inteligência Artificial”, “inovação tecnológica”, “produtividade industrial”, “gestão da qualidade”, “Artificial Intelligence”, “technological innovation”, “industrial productivity” e “quality management”. Os termos foram combinados com os operadores booleanos AND e OR, ajustados aos recursos de cada base. Entraram na amostra artigos científicos disponíveis na íntegra que tratassem de aplicações da IA no ambiente industrial e dialogassem com os objetivos da pesquisa. Ficaram de fora os registros duplicados, as publicações sem relação direta com o tema e os textos que não atendiam aos critérios de inclusão.

A seleção ocorreu em quatro momentos: identificação dos registros, remoção de duplicatas, triagem por título e resumo e leitura dos textos completos para definir a amostra final. Esse percurso foi registrado no fluxograma PRISMA 2020, com o número de publicações identificadas, excluídas e incluídas e os motivos de exclusão após a leitura integral. Seguiram-se as recomendações de Page et al. (2021) para o relato da seleção, adaptadas ao formato de revisão integrativa.

Os artigos selecionados foram lidos na íntegra, e as informações foram registradas em uma tabela de extração e síntese com os campos: autor e ano, título, objetivo, tipo de estudo, aplicações da IA e principais resultados. A tabela serviu para organizar as características de cada pesquisa e comparar as evidências sobre inovação, produtividade e qualidade. Na avaliação crítica, observaram-se a coerência entre objetivos e métodos, a consistência dos resultados e as limitações declaradas pelos autores.

A análise foi descritiva e comparativa: os achados foram sintetizados, buscando-se pontos de convergência, divergências e lacunas entre os estudos. A discussão se organiza em três eixos: (1) aplicações da IA e inovação nos processos industriais; (2) contribuições para a produtividade e o controle da qualidade; e (3) desafios tecnológicos, organizacionais e profissionais da implementação. Os resultados são apresentados por meio do fluxograma PRISMA, da tabela de síntese e da discussão das evidências, sempre em relação à pergunta norteadora e aos objetivos do estudo.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

A busca nas fontes de informação identificou inicialmente 1.649 registros. Após a remoção de 249 duplicatas, permaneceram 1.400 registros para a leitura dos títulos e resumos. Nessa etapa, foram excluídos 1.300 registros, resultando em 100 artigos selecionados para avaliação na íntegra. A leitura integral levou à exclusão de 80 artigos por ausência de relação direta com a temática, inadequação aos objetivos da pesquisa, conteúdo excessivamente genérico ou menção superficial à Inteligência Artificial no contexto da produção, sem aprofundamento de suas aplicações ou efeitos. Dessa forma, a amostra final foi composta por 20 estudos, organizados em uma tabela de síntese para subsidiar a discussão sobre inovação, produtividade e qualidade no ambiente industrial.

Figura 1 – Fluxograma de seleção dos estudos da revisão integrativa, adaptado do PRISMA.



Fonte: Elaborado pelo autor, com base em Page et al. (2021).

Assim, o Quadro 1 caracteriza os 20 estudos selecionados.

Quadro 1. Estudos inclusos na revisão

Nº	Autor (ano)	Título	Objetivo	Metodologia	Principais resultados
1	Nacchia et al. (2021)	A Systematic Mapping of the Advancing Use of Machine Learning Techniques for Predictive Maintenance in the Manufacturing Sector	Mapear aplicações do aprendizado de máquina na manutenção preditiva industrial.	Mapeamento sistemático da literatura.	Identificou predominância do aprendizado supervisionado e dos dados vibracionais. Nenhum método apresentou desempenho superior em todos os problemas industriais.
2	Tercan e Meisen (2022)	Machine learning and deep learning based predictive quality in manufacturing: a systematic review	Analisar técnicas utilizadas para prever a qualidade de produtos e processos industriais.	Revisão sistemática de 81 publicações.	Destacou aplicações de redes neurais na previsão da qualidade, mas identificou limitações relacionadas à disponibilidade de dados e à

Nº	Autor (ano)	Título	Objetivo	Metodologia	Principais resultados
					implantação dos modelos na produção real.
3	Xu et al. (2022)	A Review on AI for Smart Manufacturing: Deep Learning Challenges and Solutions	Examinar desafios e soluções do aprendizado profundo na manufatura inteligente.	Revisão da literatura.	Organizou os principais desafios em qualidade dos dados, proteção das informações e segurança da IA, aspectos necessários à utilização confiável dos sistemas industriais.
4	Cheng e Xu (2025)	Empowering the manufacturing industry with artificial intelligence: new quality productivity and sustainable development—an empirical study based on Chinese A-share companies	Investigar a relação entre IA e produtividade de empresas industriais chinesas, considerando inovação e sustentabilidade.	Pesquisa quantitativa com dados em painel de 2015 a 2023 e modelos econométricos.	Encontrou associação positiva entre IA e o indicador de produtividade estudado, explorando mecanismos relacionados à inovação verde, financiamento e capital humano, além de diferenças regionais.
5	Sundaram e Zeid (2023)	Artificial Intelligence-Based Smart Quality Inspection for Manufacturing	Desenvolver uma abordagem de inspeção visual industrial baseada em IA.	Desenvolvimento e avaliação de rede neural convolucional com imagens de peças fundidas.	O modelo apresentou acurácia de 99,86% no conjunto avaliado. Também foi desenvolvida uma aplicação para facilitar a utilização da inspeção no ambiente produtivo.
6	Hoffmann e Reich (2023)	A Systematic Literature Review on Artificial Intelligence and Explainable Artificial Intelligence for Visual Quality	Investigar IA e IA explicável na garantia visual da qualidade industrial.	Revisão sistemática da literatura.	Identificou concentração das pesquisas na detecção de defeitos e menor utilização de métodos explicáveis, destacando oportunidades

Nº	Autor (ano)	Título	Objetivo	Metodologia	Principais resultados
		Assurance in Manufacturing			para transparência e interpretação das decisões.
7	Del Gallo et al. (2023)	Artificial Intelligence to Solve Production Scheduling Problems in Real Industrial Settings: Systematic Literature Review	Analisar aplicações da IA na programação da produção em ambientes industriais reais.	Revisão sistemática com análise bibliométrica.	Identificou aplicações de redes neurais, otimização por enxame de partículas e aprendizado por reforço, com relatos de melhorias na programação, nos custos e na eficiência energética.
8	Ucar, Karakose e Kırımça (2024)	Artificial Intelligence for Predictive Maintenance Applications: Key Components, Trustworthiness, and Future Trends	Examinar componentes, confiabilidade e tendências da manutenção preditiva baseada em IA.	Revisão abrangente da literatura.	Discutiu contribuições para precisão e adaptação dos sistemas de manutenção, além de perspectivas envolvendo gêmeos digitais, robôs colaborativos e IA confiável.
9	Gao et al. (2024)	Artificial Intelligence in manufacturing: State of the art, perspectives, and future directions	Sistematizar aplicações e perspectivas da IA na manufatura.	Revisão técnica do estado da arte.	Relacionou soluções de IA ao planejamento, à otimização, à manutenção, à garantia da qualidade e às operações de montagem e desmontagem.
10	Hollerweger et al. (2026)	Integrated Application of Overall Equipment Effectiveness and Free Generative-AI Tools to Improve Productivity in a CNC Machining Cell	Investigar ferramentas gratuitas de IA generativa no diagnóstico de perdas de eficiência de uma célula de usinagem.	Estudo de caso com métodos mistos e comparação entre ferramentas de IA.	Organizou diagnósticos e propostas de melhoria a partir de dados industriais. Discutiu a necessidade de avaliação crítica das respostas dos modelos no apoio às decisões.

Nº	Autor (ano)	Título	Objetivo	Metodologia	Principais resultados
11	Amaral e Gasparotto (2021)	Inteligência artificial: o uso da robótica na indústria 4.0	Evidenciar a utilização da robótica na Indústria 4.0 e suas principais vantagens.	Pesquisa bibliográfica em livros, artigos e outras publicações.	Discutiu a inserção da robótica e da IA na transformação industrial, relacionando essas tecnologias à modernização dos processos e à competitividade.
12	Rinaldi Neto et al. (2023)	Aplicação de inteligência artificial para robótica industrial: um estudo visando a indústria 4.0	Analisar aplicações da IA na robótica industrial.	Pesquisa exploratória e qualitativa, desenvolvida por revisão da literatura.	Discutiu o potencial da integração entre IA e robótica para transformar atividades produtivas e estruturas organizacionais, considerando as exigências de adaptação da manufatura.
13	Pinto e Rodolpho (2024)	IA na otimização de processos de manufatura	Examinar aplicações da IA para melhorar a eficiência e reduzir custos na manufatura.	Revisão da literatura e análise de casos.	Identificou possibilidades de previsão de falhas, otimização da programação e redução de custos, discutindo também desafios éticos e de implementação.
14	Souza e Silva (2024)	Aplicação da inteligência artificial na engenharia de confiabilidade e manutenção preditiva: um estudo de caso na indústria de mineração	Examinar a utilização da IA no monitoramento e na manutenção de equipamentos de mineração.	Estudo de caso com sensores de vibração e temperatura e análise dos dados por plataforma de IA.	Relatou identificação de anomalias e realização de intervenções preventivas, contribuindo para evitar falhas e apoiar decisões sobre os ativos industriais.
15	Oliveira et al. (2025)	Lógica fuzzy e inteligência artificial: a revolução da qualidade na manufatura enxuta	Analisar a integração da lógica fuzzy e da IA no controle da qualidade da manufatura enxuta.	Pesquisa exploratória e teórico-conceitual, fundamentada em revisão bibliográfica.	Apontou potencial para detecção precoce de falhas, redução de desperdícios e tratamento de situações de variabilidade e

Nº	Autor (ano)	Título	Objetivo	Metodologia	Principais resultados
					incerteza produtiva.
16	Vieira, Santos e Nascimento (2025)	A inteligência artificial como aliada no controle de qualidade: reflexões sobre o monitoramento na era da indústria 4.0	Analisar a IA como ferramenta estratégica para o controle da qualidade industrial.	Análise crítica e reflexiva, com discussão de dados e exemplo de aplicação.	Discutiu o monitoramento em tempo real como apoio à redução de falhas e às decisões proativas, ressaltando desafios técnicos, éticos e humanos.
17	Scachetti e Casagrande (2025)	Análise do sistema de monitoramento inteligente para controle de qualidade industrial usando inteligência artificial e inferências estatísticas	Examinar um sistema de monitoramento que integrou IA, IoT e métodos estatísticos preditivos.	Análise de sistema de monitoramento inteligente aplicado ao controle da qualidade.	Discutiu possibilidades de acompanhamento dos processos e rastreabilidade, relacionando a integração tecnológica à identificação de falhas e à redução de desperdícios.
18	Souza et al. (2026)	Avanços e desafios da inteligência artificial no setor industrial	Mapear avanços, impactos e obstáculos à adoção industrial da IA.	Revisão da literatura e estudos de caso em três indústrias brasileiras, segundo os autores.	Relatou benefícios em manutenção, logística e inspeção automatizada. Apontou dificuldades relacionadas a dados, custos, resistência cultural e capacitação profissional.
19	Rodrigues et al. (2026)	Estudo da aplicabilidade das inteligências artificiais em engenharia de produção no cenário brasileiro: uma revisão bibliográfica sistemática	Identificar técnicas de IA empregadas na indústria brasileira e suas vantagens e limitações.	Revisão bibliográfica sistemática.	Operações e processos produtivos e cadeia de suprimentos representaram 82,60% dos artigos analisados. Redes neurais e aprendizado de máquina corresponderam a 69,55% das preferências identificadas.

Nº	Autor (ano)	Título	Objetivo	Metodologia	Principais resultados
20	Ribeiro (2026)	Aplicações da manutenção preditiva na engenharia mecânica: tecnologias, benefícios e desafios na indústria moderna	Examinar tecnologias, benefícios e dificuldades da manutenção preditiva industrial.	Revisão sistemática orientada pelo PRISMA.	Identificou aplicações de IA, aprendizado de máquina e sensores no monitoramento industrial. Destacou benefícios operacionais e barreiras envolvendo infraestrutura, integração e qualificação.

Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

Aplicações da IA e inovação nos processos industriais

De acordo com Gao et al. (2024), a Inteligência Artificial tem aplicações em várias etapas da manufatura, como planejamento, modelagem, otimização, manutenção, garantia da qualidade e montagem. O levantamento mostra que a IA na indústria não se limita a automatizar tarefas isoladas e chega também à organização dos processos e ao apoio às decisões. Na mesma linha, Pinto e Rodolpho (2024) discutem como a análise de dados permite identificar oportunidades de melhoria na manufatura. Nos dois trabalhos, o potencial inovador depende de as ferramentas inteligentes estarem ligadas a problemas concretos da produção.

No estudo de Amaral e Gasparotto (2021), realizado por meio de levantamento bibliográfico, a robótica é examinada a partir de sua inserção na Indústria 4.0. Rinaldi Neto et al. (2023) ampliam o tema ao tratar da relação entre robótica industrial e IA e de seus efeitos sobre as atividades produtivas e as estruturas organizacionais. Os dois estudos apontam potencial de transformação. No entanto, são majoritariamente teóricos e não propõem uma medida de desempenho aplicável às empresas. Ajudam a compreender as possibilidades de inovação, mas pedem cautela quando se trata de atribuir benefícios quantitativos à adoção dessas tecnologias.

Na manutenção industrial, a inovação está associada à antecipação de problemas com base em dados operacionais. Conforme o mapeamento de Nacchia et al. (2021), diversas técnicas de aprendizado de máquina vêm sendo empregadas na manutenção preditiva. Já no estudo de caso de Souza e Silva (2024), voltado a equipamentos de mineração, sensores monitoraram vibração e temperatura e os dados foram analisados para detectar anomalias. A revisão oferece

o panorama dos métodos. O estudo de caso mostra como esse conhecimento sobre algoritmos se traduziu em informações para orientar intervenções nos equipamentos.

Outra aplicação aparece no trabalho de Sundaram e Zeid (2023), que desenvolveram uma rede neural convolucional para inspecionar imagens de peças fundidas. Nesse caso, o foco deixa de ser a condição dos equipamentos e passa a ser a identificação de defeitos nos produtos. Segundo a revisão de Hoffmann e Reich (2023) sobre garantia visual da qualidade, a maior parte das pesquisas se concentra na detecção de defeitos, e outras práticas, como a análise de causas, recebem pouca atenção. A inspeção visual com IA já conta, portanto, com aplicações concretas, mas sua ligação com ações sobre as causas dos problemas ainda está pouco desenvolvida.

No planejamento da produção, a IA tem sido empregada para lidar com ambientes industriais dinâmicos. De acordo com Del Gallo et al. (2023), redes neurais, aprendizado por reforço e otimização por enxame de partículas estão entre as técnicas aplicadas à programação da produção. Esse tema também aparece em Pinto e Rodolpho (2024), entre as possibilidades de uso dessas ferramentas. O primeiro trabalho trata de técnicas voltadas a problemas de sequenciamento, e o segundo discute a manufatura de modo mais amplo. Juntos, indicam que a inovação também passa por decisões sobre como distribuir atividades e recursos conforme as necessidades operacionais.

No contexto brasileiro, conforme Rodrigues et al. (2026), operações e processos produtivos, junto com cadeia de suprimentos, responderam por 82,60% dos artigos analisados em sua revisão. O percentual se refere ao conjunto de pesquisas, e não à proporção de empresas brasileiras que usam IA. Os autores apontam ainda redes neurais e aprendizado de máquina entre as técnicas mais frequentes. Quando comparados aos de Gao et al. (2024), esses resultados sugerem que os temas pesquisados no país se aproximam das aplicações discutidas na literatura internacional, sobretudo em análise, previsão e organização da produção.

O uso da IA generativa na interpretação de indicadores industriais é investigado no estudo de Hollerweger et al. (2026). Os autores compararam ferramentas na análise de perdas de eficiência global dos equipamentos em uma célula de usinagem. A função dessas ferramentas é diferente da exercida pelo modelo de Sundaram e Zeid (2023): este classificou imagens, enquanto aquelas ajudaram a elaborar diagnósticos e propostas. O termo IA reúne, portanto, tecnologias com funções distintas, e a escolha entre elas depende da atividade industrial que se quer melhorar.

Para Cheng e Xu (2025), o uso da IA está relacionado à produtividade e à inovação verde em empresas industriais chinesas, o que leva a discussão além das aplicações operacionais. Na visão de Souza et al. (2026), são necessárias estratégias que combinem tecnologia, gestão e formação profissional. Lidos em conjunto, esses estudos tratam a inovação como resultado de um processo organizacional, em que ferramentas, informações e competências precisam funcionar de forma coordenada. As diferenças entre setores e países permanecem. Ainda assim, a simples aquisição de sistemas inteligentes não basta para explicar a transformação dos processos industriais.

Contribuições para a produtividade e o controle da qualidade

Segundo Cheng e Xu (2025), há relação positiva entre IA e o indicador de produtividade adotado em empresas industriais chinesas. A análise considerou mecanismos ligados à inovação, ao financiamento e ao capital humano. Trata-se de evidência no nível da empresa, ao passo que o trabalho de Del Gallo et al. (2023) examina efeitos mais próximos da programação das operações. Como as escalas de análise diferem, os achados podem ser relacionados, mas não tratados como medidas equivalentes. A melhoria em uma atividade específica e o desempenho agregado da empresa são dimensões próximas, porém distintas.

Na manutenção, os benefícios estão ligados à identificação de condições anormais antes que as falhas ocorram. No estudo de Souza e Silva (2024), o monitoramento de equipamentos de mineração orientou intervenções preventivas. Conforme a revisão de Ucar, Karakose e Kırımça (2024), a IA contribui para a precisão e a capacidade de adaptação dos sistemas preditivos. Os dois trabalhos reconhecem a importância das informações operacionais, mas têm alcances diferentes. O estudo aplicado descreve uma situação específica, e a revisão reúne métodos e perspectivas. Nenhum deles permite supor que os mesmos benefícios se repetiriam em qualquer instalação industrial.

Na inspeção visual, o modelo desenvolvido por Sundaram e Zeid (2023) obteve acurácia de 99,86% na classificação de imagens de peças fundidas do conjunto avaliado. O resultado comprova a capacidade do modelo nessa tarefa, mas não equivale a um aumento proporcional da produtividade da fábrica. Essa diferença fica mais clara a partir de Hoffmann e Reich (2023), para quem a maior parte das pesquisas se concentra na detecção de defeitos. Bons indicadores de classificação são evidências importantes. Porém, sua conversão em menos retrabalho, menores custos ou menor tempo de produção precisa ser verificada na operação.

A qualidade preditiva desloca o foco da detecção de defeitos para a estimativa das características dos produtos a partir de dados do processo. Essa abordagem foi sistematizada por Tercan e Meisen (2022), que identificaram diferentes métodos e aplicações. Em Scachetti e Casagrande (2025), a discussão se volta à integração entre IA, Internet das Coisas e inferência estatística no monitoramento da qualidade. Os dois trabalhos apontam para o acompanhamento das condições de produção, o que abre espaço para intervir antes da inspeção final. Isso depende, porém, da confiabilidade da relação entre os dados coletados e os critérios de qualidade adotados.

De acordo com Oliveira et al. (2025), a combinação de lógica fuzzy e IA ajuda a lidar com variabilidade e incerteza no controle da qualidade. Para Vieira, Santos e Nascimento (2025), o monitoramento e a análise de informações servem de base para decisões proativas. Os dois estudos associam tecnologias inteligentes à melhoria dos processos, mas de forma sobretudo analítica e teórica. Explicam como desperdícios e falhas poderiam ser reduzidos, sem oferecer uma taxa geral de melhoria. Por isso, é preciso separar o potencial de uma tecnologia da comprovação empírica de seus efeitos.

Na eficiência operacional, a contribuição da IA também se relaciona à organização das atividades e ao uso dos recursos. No levantamento de Del Gallo et al. (2023), aplicações em programação da produção aparecem associadas a relatos de redução de custos e ganhos de eficiência energética. Pinto e Rodolpho (2024), por sua vez, tratam de previsão de falhas, planejamento e sustentabilidade na manufatura. Segundo esses trabalhos, os benefícios vêm de decisões mais bem informadas sobre o funcionamento do processo. A variedade de problemas, algoritmos e indicadores analisados, no entanto, impede tratar esses resultados como uma melhoria uniforme, válida para qualquer organização.

No estudo de Hollerweger et al. (2026), dados históricos de eficiência foram usados para gerar diagnósticos e propostas com ferramentas de IA generativa. Na leitura desse trabalho, é preciso separar resultados observados de melhorias projetadas. Uma recomendação do sistema não demonstra, por si só, que a ação foi executada nem que trouxe o benefício esperado. Já em Souza e Silva (2024), as intervenções relatadas estão vinculadas aos alertas de monitoramento. A diferença entre os dois casos mostra a importância de acompanhar todo o caminho entre a informação gerada, a decisão, a ação e o efeito na operação.

Conforme Rodrigues et al. (2026), o apoio à tomada de decisão, o diagnóstico de processos e a detecção de falhas estão entre as vantagens descritas na literatura brasileira.

Nacchia et al. (2021), contudo, mostram que o desempenho dos métodos varia conforme o problema. Produtividade e qualidade dependem, assim, da adequação entre técnica, dados e contexto de aplicação. Entende-se, nesta revisão, que os benefícios devem ser avaliados com indicadores compatíveis com o objetivo industrial. Desse modo, evita-se que um bom resultado algorítmico seja tomado como prova de melhoria no desempenho global da organização.

Desafios tecnológicos, organizacionais e profissionais da implementação

Para Xu et al. (2022), a qualidade dos dados é um dos principais desafios da IA na manufatura inteligente. Preocupação semelhante aparece em Rodrigues et al. (2026), que destacam a necessidade de dados históricos reais e precisos para validar os modelos. A implantação, portanto, não começa pela escolha do algoritmo, e sim pelas condições de registro e organização das informações produtivas. Dados inconsistentes limitam a utilidade das análises. Por isso, sua representatividade precisa ser verificada antes que as previsões sirvam de base para decisões industriais.

Outra limitação é a transferência dos modelos para condições produtivas diferentes. No estudo de Nacchia et al. (2021), nenhum método se mostrou superior em todos os problemas de manutenção examinados. Segundo Tercan e Meisen (2022), também há dificuldades para implantar soluções robustas de qualidade preditiva em processos reais. Esses resultados contrariam a ideia de que uma solução validada em um conjunto de dados possa ser reproduzida sem ajustes. Mudanças em equipamentos, produtos e condições de operação exigem atenção à validade do modelo e ao seu desempenho ao longo do uso.

De acordo com Xu et al. (2022), a proteção das informações e a segurança dos sistemas são condições para a automação baseada em IA. Ucar, Karakose e Kırımça (2024) complementam essa preocupação ao abordar a confiabilidade das aplicações de manutenção preditiva. A integração digital ampliou as possibilidades de análise, mas também deixou claro que confiar no sistema exige mais do que precisão estatística. Decisões sobre compartilhamento de dados e uso das respostas precisam levar em conta as exigências da operação e o funcionamento seguro dos equipamentos.

Conforme Hoffmann e Reich (2023), a IA explicável ainda é pouco usada na garantia visual da qualidade, embora seja importante para interpretar as decisões dos modelos. Na visão de Vieira, Santos e Nascimento (2025), a gestão da qualidade requer articulação entre tecnologia e participação humana. Para esses autores, não basta que o sistema produza uma classificação.

Ele precisa oferecer elementos para que os profissionais julguem se ela é pertinente. Resultados transparentes facilitam esse exame crítico, e respostas pouco compreensíveis o dificultam.

No plano organizacional, segundo Souza et al. (2026), as principais barreiras envolvem custos, resistência cultural e falta de dados estruturados. Ribeiro (2026) encontrou dificuldades semelhantes na manutenção preditiva e acrescentou problemas de infraestrutura e de integração de sistemas. Nos dois casos, ter acesso à tecnologia não garantiu condições para usá-la. Os investimentos precisam estar ligados às prioridades da empresa e à sua capacidade de manter a solução. A implantação também exige coordenação entre áreas, e não apenas a compra de um software ou equipamento.

A falta de trabalhadores preparados para a transformação tecnológica é apontada tanto por Ribeiro (2026) quanto por Souza et al. (2026). Em Rinaldi Neto et al. (2023), o tema se amplia com a análise das mudanças organizacionais decorrentes da integração entre IA e robótica. Nesses estudos, a capacitação aparece como parte da própria implementação. Ela envolve entender as aplicações, avaliar as informações e adaptar as atividades. Mais do que treinar os profissionais para operar ferramentas, trata-se de envolvê-los na identificação dos problemas que a tecnologia deve resolver.

A IA generativa traz limitações próprias para o apoio às decisões industriais. Hollerweger et al. (2026) chamam atenção para o caráter não determinístico dessas ferramentas e para a necessidade de examinar criticamente os diagnósticos que elas produzem. Essa preocupação é diferente da confiabilidade de um classificador usado na inspeção, ainda que ambos precisem de avaliação adequada ao uso. O trabalho de Scachetti e Casagrande (2025) sobre monitoramento e inferência estatística reforça essa ideia: cada tipo de sistema exige formas próprias de verificação. O rótulo IA não garante, por si só, precisão nem adequação às necessidades da produção.

Conforme Cheng e Xu (2025), os efeitos da IA variam entre contextos empresariais e regionais, o que reforça a importância das condições de uso da tecnologia. Também para Amaral e Gasparotto (2021), a adoção tecnológica faz parte de um processo mais amplo de modernização industrial. Os desafios tecnológicos, organizacionais e profissionais aparecem, assim, interligados. Para esta revisão, uma implementação consistente depende de dados confiáveis, soluções adequadas, participação dos trabalhadores e acompanhamento dos resultados. Não se deve atribuir à tecnologia uma capacidade de melhoria que independa do contexto industrial.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

A análise dos estudos mostrou que a Inteligência Artificial contribui para a inovação, a produtividade e a qualidade dos processos industriais, sobretudo quando sua implementação parte das necessidades operacionais das organizações. Os benefícios, porém, não decorrem apenas da tecnologia. Eles dependem da adequação das ferramentas aos problemas da produção, da disponibilidade de dados confiáveis e da participação de profissionais qualificados.

Entre as principais aplicações, destacam-se a manutenção preditiva, a inspeção visual automatizada, a previsão da qualidade, a programação da produção e o apoio às decisões gerenciais. Essas aplicações ampliam a capacidade de identificar falhas, acompanhar o desempenho dos equipamentos e usar melhor os recursos disponíveis. A inovação, nesse sentido, não se limita à modernização das atividades. Ela envolve também a reorganização dos processos e novas formas de interpretar as informações industriais.

Quanto aos benefícios, os estudos indicaram possibilidades de reduzir paradas inesperadas, desperdícios e retrabalho, além de tornar mais precisa a identificação de defeitos e melhorar o planejamento operacional. Um bom desempenho do modelo computacional, contudo, não significa necessariamente uma melhoria equivalente na produtividade global da empresa. Para avaliar essas contribuições, é preciso considerar os indicadores efetivamente medidos e separar os resultados observados dos benefícios apenas projetados.

Os desafios identificados abrangem a qualidade e a proteção dos dados, a integração entre sistemas, os custos de implantação, a transparência das decisões e a adaptação organizacional. A qualificação dos trabalhadores mostrou-se igualmente essencial, pois cabe a eles interpretar as respostas dos sistemas, reconhecer suas limitações e usar as informações de forma crítica. A implementação da IA exige, portanto, a combinação de infraestrutura tecnológica, planejamento e desenvolvimento profissional.

Esta revisão tem como limitação a diversidade de métodos, contextos e indicadores adotados nos estudos analisados, o que dificultou a comparação direta dos resultados e sua generalização. Recomenda-se que pesquisas futuras acompanhem aplicações industriais ao longo do tempo e avaliem seus efeitos sobre produtividade, qualidade, custos e condições de trabalho. Conclui-se que a IA é um recurso relevante para o aperfeiçoamento industrial, desde que sua implementação seja planejada, avaliada de forma contínua e integrada ao conhecimento humano.

REFERÊNCIAS

AMARAL, Hudson Nunes; GASPAROTTO, Angelita Moutin Segoria. Inteligência artificial: o uso da robótica na indústria 4.0. **Revista Interface Tecnológica**, Taquaritinga, v. 18, n. 1, p. 474–486, 2021. DOI: 10.31510/infa.v18i1.1107. Disponível em: https://revista.fatectq.edu.br/interfacetecnologica/article/view/1107. Acesso em: 5 nov. 2026.

CHENG, Wenjing; XU, Gongwen. Empowering the manufacturing industry with artificial intelligence: new quality productivity and sustainable development—an empirical study based on Chinese A-share companies. **Frontiers in Sustainability**, v. 6, art. 1679298, 2025. DOI: 10.3389/frsus.2025.1679298. Disponível em: https://www.frontiersin.org/journals/sustainability/articles/10.3389/frsus.2025.1679298/full. Acesso em: 5 nov. 2026. frontiersin.org

DEL GALLO, Mateo; MAZZUTO, Giovanni; CIARAPICA, Filippo Emanuele; BEVILACQUA, Maurizio. Artificial Intelligence to Solve Production Scheduling Problems in Real Industrial Settings: Systematic Literature Review. **Electronics**, v. 12, n. 23, art. 4732, 2023. DOI: 10.3390/electronics12234732. Disponível em: https://www.mdpi.com/2079-9292/12/23/4732. Acesso em: 5 nov. 2026.

GAO, Robert X.; KRÜGER, Jörg; MERKLEIN, Marion; MÖHRING, Hans-Christian; VÁNCZA, József. Artificial Intelligence in manufacturing: State of the art, perspectives, and future directions. **CIRP Annals**, v. 73, n. 2, p. 723–749, 2024. DOI: 10.1016/j.cirp.2024.04.101. Disponível em: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S000785062400115X. Acesso em: 5 nov. 2026.

HOFFMANN, Rudolf; REICH, Christoph. A Systematic Literature Review on Artificial Intelligence and Explainable Artificial Intelligence for Visual Quality Assurance in Manufacturing. **Electronics**, v. 12, n. 22, art. 4572, 2023. DOI: 10.3390/electronics12224572. Disponível em: https://www.mdpi.com/2079-9292/12/22/4572. Acesso em: 5 nov. 2026.

HOLLERWEGER, Gilmar; MEDEIROS, Jorge Luis Braz; BIEHL, Luciano Volcanoglo; TRENTO, Luiz Reni; BAIERLE, Ismael Cristofer. Integrated Application of Overall Equipment Effectiveness and Free Generative-AI Tools to Improve Productivity in a CNC Machining Cell. **Machines**, v. 14, n. 6, art. 585, 2026. DOI: 10.3390/machines14060585. Disponível em: https://www.mdpi.com/2075-1702/14/6/585. Acesso em: 5 nov. 2026.

LANZARIN, Leonardo De Lima; CECCONELLO, Ivandro. Aplicação de Inteligência Artificial e tecnologias de sensoriamento na manutenção preditiva de elevadores: Uma revisão sistemática no contexto da Indústria 4.0. **Exacta**, v. 24, p. e30304-e30304, 2026.

MORAIS, Marcos De Oliveira; MORAIS, Gabriel Alves. Os Impactos da Indústria 4.0 e da Inteligência Artificial nas Atividades Logísticas Empresariais/The Impacts of Industry 4.0 and Artificial Intelligence on Business Logistics Activities. **Revista FSA (Centro Universitário Santo Agostinho)**, v. 21, n. 1, p. 134-149, 2023.

NACCHIA, Milena; FRUGGIERO, Fabio; LAMBIASE, Alfredo; BRUTON, Ken. A Systematic Mapping of the Advancing Use of Machine Learning Techniques for Predictive Maintenance in the Manufacturing Sector. **Applied Sciences**, v. 11, n. 6, art. 2546, 2021. DOI:

10.3390/app11062546. Disponível em: https://www.mdpi.com/2076-3417/11/6/2546. Acesso em: 5 nov. 2026.

OLIVEIRA, Rhuan Fellipe Fernandes de; COSTA, Vitoria Elini Ramos; RIBEIRO, Rosinei Batista; SILVA, Bruno Donizeti da; NEVES, José Manoel Souza das; SANTOS NETO, Sergio Tenorio dos. Lógica fuzzy e inteligência artificial: a revolução da qualidade na manufatura enxuta. **Revista Contemporânea**, v. 5, n. 7, e8708, 2025. DOI: 10.56083/RCV5N7-123. Disponível em: https://ojs.revistacontemporanea.com/ojs/index.php/home/article/view/8708. Acesso em: 5 nov. 2026.

PAGE, Matthew J. et al. The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews. **BMJ**, v. 372, n. n71, 2021.

PAIXÃO, Joelson Lopes da. Inteligência artificial na engenharia e na Indústria 4.0: fundamentos, aplicações e desafios contemporâneos. **Aurum Revista Multidisciplinar**, v. 2, n. 3, p. 1-10, 2026.

PINTO, Vinicius Gustavo; RODOLPHO, Daniela. IA na otimização de processos de manufatura. **Revista Interface Tecnológica**, Taquaritinga, v. 21, n. 1, p. 884–894, 2024. DOI: 10.31510/infa.v21i1.1952. Disponível em: https://revista.fatectq.edu.br/interfacetecnologica/article/view/1952. Acesso em: 5 nov. 2026.

RIBEIRO, Rafael Siqueira. Aplicações da manutenção preditiva na engenharia mecânica: tecnologias, benefícios e desafios na indústria moderna. **Revista Ibero-Americana de Humanidades, Ciências e Educação**, v. 12, n. 5, p. 1–17, 2026. DOI: 10.51891/rease.v12i5.26889. Disponível em: https://periodicorease.pro.br/rease/pt_BR/article/view/26889. Acesso em: 5 nov. 2026.

RINALDI NETO, Osvaldo; ALVES, Douglas Henrique Silva; SANTOS, Jean Souza dos; BRUNO, Diego Renan. Aplicação de inteligência artificial para robótica industrial: um estudo visando a indústria 4.0. **Revista Interface Tecnológica**, Taquaritinga, v. 20, n. 2, p. 571–585, 2023. DOI: 10.31510/infa.v20i2.1767. Disponível em: https://revista.fatectq.edu.br/interfacetecnologica/article/view/1767. Acesso em: 5 nov. 2026.

RODRIGUES, Vivian Delmute; BRITO, Sandra Cristina Marchiori de; SAES, Elizangela Velozo; CORVELONI, Elida de Paula Moraes. Estudo da aplicabilidade das inteligências artificiais em engenharia de produção no cenário brasileiro: uma revisão bibliográfica sistemática. **Revista Produção Online**, v. 26, n. 1, art. 4942, 2026. DOI: 10.14488/1676-1901.v26i1.4942. Disponível em: https://www.producaoonline.org.br/rpo/article/view/4942. Acesso em: 5 nov. 2026.

SCACHETTI, Gabriel de Melo; CASAGRANDE, Diego José. Análise do sistema de monitoramento inteligente para controle de qualidade industrial usando inteligência artificial e inferências estatísticas. **Revista Interface Tecnológica**, Taquaritinga, v. 22, n. 2, p. 901–911, 2025. DOI: 10.31510/infa.v22i2.2361. Disponível em: https://revista.fatectq.edu.br/interfacetecnologica/article/view/2361. Acesso em: 5 nov. 2026.

SOUZA, Alan Christian Almeida; SILVA, Paula Renatha Nunes da. Aplicação da inteligência artificial na engenharia de confiabilidade e manutenção preditiva: um estudo de caso na indústria de mineração. **Revista Ibero-Americana de Humanidades, Ciências e Educação**, v. 10, n. 10, p. 3646–3659, 2024. DOI: 10.51891/rease.v10i10.16252. Disponível em: https://periodicorease.pro.br/rease/pt_BR/article/view/16252. Acesso em: 5 nov. 2026.

SOUZA, Ana Paula; DUARTE, Fernando; CHAGAS, Monica Sampaio; ASSIS, Cleverson Faber de; OLIVEIRA, Josué Mario de. Avanços e desafios da inteligência artificial no setor industrial. **Revista do Encontro de Gestão e Tecnologia**, v. 3, n. 2, e321419, 2026. DOI: 10.5281/zenodo.18461701. Disponível em: https://revista.fateczl.edu.br/index.php/engetec_revista/article/view/429. Acesso em: 5 nov. 2026.

SOUZA, Marcela Tavares de; SILVA, Michelly Dias da; CARVALHO, Rachel de. Revisão integrativa: o que é e como fazer. **Einstein** (São Paulo), v. 8, n. 1, p. 102–106, 2010.

SUNDARAM, Sarvesh; ZEID, Abe. Artificial Intelligence-Based Smart Quality Inspection for Manufacturing. **Micromachines**, v. 14, n. 3, art. 570, 2023. DOI: 10.3390/mi14030570. Disponível em: https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC10058274/. Acesso em: 5 nov. 2026.

TERCAN, Hasan; MEISEN, Tobias. Machine learning and deep learning based predictive quality in manufacturing: a systematic review. **Journal of Intelligent Manufacturing**, v. 33, p. 1879–1905, 2022. DOI: 10.1007/s10845-022-01963-8. Disponível em: https://link.springer.com/article/10.1007/s10845-022-01963-8. Acesso em: 5 nov. 2026.

UCAR, Aysegul; KARAKOSE, Mehmet; KIRIMÇA, Necim. Artificial Intelligence for Predictive Maintenance Applications: Key Components, Trustworthiness, and Future Trends. **Applied Sciences**, v. 14, n. 2, art. 898, 2024. DOI: 10.3390/app14020898. Disponível em: https://www.mdpi.com/2076-3417/14/2/898. Acesso em: 5 nov. 2026.

VIEIRA, Alysson da Silva; SANTOS, Esmael Mesquita dos; NASCIMENTO, Tássia Patrícia Silva do. A inteligência artificial como aliada no controle de qualidade: reflexões sobre o monitoramento na era da indústria 4.0. **Observatório de la Economía Latinoamericana**, v. 23, n. 8, e11151, 2025. DOI: 10.55905/oelv23n8-126. Disponível em: https://ojs.observatoriolatinoamericano.com/ojs/index.php/olel/article/view/11151. Acesso em: 5 nov. 2026.

XU, Jiawen; KOVATSCH, Matthias; MATTERN, Denny; MAZZA, Filippo; HARASIC, Marko; PASCHKE, Adrian; LUCIA, Sergio. A Review on AI for Smart Manufacturing: Deep Learning Challenges and Solutions. **Applied Sciences**, v. 12, n. 16, art. 8239, 2022. DOI: 10.3390/app12168239. Disponível em: https://www.mdpi.com/2076-3417/12/16/8239. Acesso em: 5 nov. 2026.

XU, Xun; LU, Yuqian; VOGEL-HEUSER, Birgit; WANG, Lihui. Industry 4.0 and Industry 5.0—Inception, conception and perception. **Journal of Manufacturing Systems**, v. 61, p. 530–535, 2021.