

Estado da publicação: O preprint não foi publicado em outro meio.

Inteligência Artificial e Aprendizado de Máquina Aplicados à Usinagem CNC

Marcos Roberto Maciel, Renato Marques Barros

<https://doi.org/10.1590/SciELOPreprints.14155>

Submetido em: 2025-11-16

Postado em: 2025-11-19 (versão 1)

(AAAA-MM-DD)

Inteligência Artificial e Aprendizado de Máquina Aplicados à Usinagem CNC: Perspectivas para a Indústria 4.0

Artificial Intelligence and Machine Learning Applied to CNC Machining: Perspectives for Industry 4.0

Marcos Roberto Maciel ORCID: <https://orcid.org/0009-0007-8518-6420> . Graduando do Curso de Fabricação Mecânica pela Fatec Mauá – Faculdade de Tecnologia de Mauá. Endereço eletrônico: marcos.maciel3@fatec.sp.gov.br

Renato Marques de Barros ORCID: <https://orcid.org/0009-0002-7796-8047> . Doutor em Engenharia Mecânica pela Universidade Estadual de Campinas. Docente da disciplina Máquinas e Ferramentas pela Fatec Mauá. Endereço eletrônico: renato.barros4@fatec.sp.gov.br

RESUMO

A usinagem por Comando Numérico Computadorizado é uma das bases da manufatura moderna e sua eficiência tem sido melhorada com o uso de Inteligência Artificial e Aprendizado de Máquina. Este trabalho apresenta uma revisão da literatura sobre as principais aplicações e desafios do uso da Inteligência Artificial nos processos de usinagem. O objetivo é reunir o conhecimento atual sobre como algoritmos voltados à otimização de trajetórias, manutenção preditiva e planejamento de processos podem ser aplicados. A metodologia envolveu a análise de artigos científicos que exploram o uso de redes neurais para melhorar a eficiência, a qualidade e a diminuição do custo nas operações de usinagem. Os estudos mostram que a Inteligência Artificial contribui para prolongar a vida útil do ferramental, reduzir o tempo de fabricação, melhorar o acabamento das peças e prevenir paradas. No entanto, apesar dos avanços, existem desafios importantes para a adoção dos modelos de Inteligência Artificial, como o alto custo de implantação, a necessidade de dados confiáveis, a complexidade dos modelos, a falta de padronização e a resistência das empresas à mudança. Conclui-se que, mesmo diante dessas barreiras, o uso da Inteligência Artificial é um caminho promissor para a manufatura inteligente, exigindo investimentos na tecnologia e na capacitação de profissionais.

Palavras-chave: Aprendizado de máquina. Indústria 4.0. Inteligência artificial. Manufatura inteligente. Usinagem CNC.

ABSTRACT

Computer Numerical Control (CNC) machining is one of the foundations of modern manufacturing, and its efficiency has been enhanced through the use of Artificial Intelligence and Machine Learning. This paper presents a literature review on the main applications and challenges related to the use of Artificial Intelligence in CNC machining processes. The goal is to consolidate current knowledge on how algorithms focused on toolpath optimization, predictive maintenance, and process planning are being applied. The methodology involved analyzing scientific articles that explore the use of neural networks to improve efficiency, quality, and cost reduction in machining operations. The studies show that Artificial Intelligence helps extend tool life, reduce production time, improve surface finish, and prevent machine downtime. However, despite these advances, there are significant challenges to Artificial Intelligence adoption, such as high implementation costs, the need for reliable data, model complexity, lack of standardization, and organizational resistance to change. It is concluded that, despite these barriers, the use of Artificial Intelligence represents an inevitable and promising path for smart manufacturing, requiring investments both in technology and in workforce training.

Keywords: Artificial intelligence. CNC machining. Industry 4.0. Intelligent manufacture. Machine learning.

1 Introdução

O uso da manufatura avançada tem transformado a produção industrial. A Indústria 4.0 destaca-se pela integração entre sistemas físicos e digitais capazes de usar sistemas inteligentes através da transfêrencia de grandes volumes de dados. Nesse contexto, a usinagem CNC (Controle Numérico Computadorizado) tem papel importante na fabricação de peças de alta precisão, embora exija um nível considerável de conhecimento técnico para sua operação. Com os avanços da Inteligência Artificial (IA) e do Aprendizado de Máquina (Machine Learning – ML), tornou-se possível desenvolver sistemas inteligentes de manufatura capazes de se adaptar às mudanças nas condições de operação, reduzir perdas e otimizar o desempenho em tempo real.

Este texto tem como objetivo analisar o panorama atual e as perspectivas futuras do uso de IA e ML na usinagem CNC, abordando os principais avanços tecnológicos, os desafios existentes e as oportunidades para novos estudos e inovações na área.

2 Referencial teórico

O avanço das tecnologias relacionadas à IA e ML tem potencial de melhorar de forma significativa a usinagem CNC. Diversos estudos mostram como essas ferramentas podem ser integradas para aprimorar o desempenho e elevar a eficiência dos processos de manufatura. A seguir, são apresentadas algumas das principais aplicações de IA e ML na usinagem CNC, com destaque para as técnicas empregadas e os resultados obtidos.

2.1 Revisão da literatura

O uso de redes neurais no monitoramento de processos de usinagem CNC tem se mostrado uma alternativa eficaz para aprimorar a qualidade do acabamento das peças, adaptando-se rapidamente às variações nos parâmetros do processo, como velocidade de corte, avanço e desgaste da ferramenta (Osan; Drenta, 2025). A capacidade dessas redes de aprender com dados em tempo real permite que o sistema realize rapidamente ajustes dinâmicos, resultando em maior precisão e melhor acabamento no produto final.

O aprendizado supervisionado aplicado à previsão do desgaste de ferramentas de corte representa uma das principais inovações da Indústria 4.0, com grande impacto na eficiência dos processos de usinagem CNC (WANG *et al.*, 2021). A partir da análise de dados históricos e sinais de desgaste, como vibrações, aumento de temperatura ou redução do acabamento, algoritmos supervisionados conseguem prever o momento em que a aresta de corte necessitará substituição, permitindo uma operação mais eficiente (ALEXANDRE, 2005). Essa técnica reduz falhas inesperadas, evita paradas não programadas e garante a continuidade da produção. Além disso, a previsão precisa do desgaste permite a otimização do ciclo de vida das ferramentas e aumenta a eficiência operacional como um todo (COLANTONIO *et al.*, 2021).

No estudo de Ganesan e Mohankumar (2013), investiga-se a aplicação de algoritmos genéticos para otimizar os trajetos das ferramentas, com o objetivo de

reduzir o tempo de usinagem sem comprometer a qualidade do produto final. Devido à sua capacidade de adaptação, os algoritmos genéticos mostraram-se eficazes na resolução de problemas complexos de otimização que envolvem múltiplas variáveis e restrições, como os encontrados na usinagem CNC.

A segurança também tem se tornado uma preocupação crescente nesse contexto. Çekik e Turan (2025) propõem o uso de árvores de decisão para detectar colisões durante o processo de usinagem. Esse método analisa dados em tempo real e permite identificar riscos de impacto entre a ferramenta e a peça ou entre a ferramenta e a máquina. O objetivo é aumentar a segurança operacional, evitando danos aos equipamentos e às peças, além de garantir a continuidade da produção sem interrupções inesperadas.

Afif e Sarhan (2025) investigaram a automatização do planejamento de processos em ambientes de produção variáveis, utilizando redes neurais convolucionais. O estudo demonstrou como essas redes conseguem aprimorar a seleção de parâmetros de usinagem tais como velocidade de corte, avanço e geometria da ferramenta e definir estratégias de usinagem mais eficientes. A automação do processo com o uso desse tipo de rede permite ajustes rápidos às condições de produção.

3. Aplicações na usinagem cnc

É fato que a usinagem CNC moderna demanda processos cada vez mais autônomos, precisos e adaptáveis. A incorporação de técnicas de IA e ML tem impulsionado avanços significativos em diversas etapas da produção. A seguir, apresenta-se algumas das principais aplicações dessas tecnologias no contexto da usinagem CNC.

3.1 Otimização da trajetória da ferramenta

Algoritmos de aprendizado profundo (*deep learning*, DL), como redes neurais e algoritmos genéticos têm sido aplicados para otimizar as trajetórias das ferramentas de corte, particularmente durante as operações de fresamento. Essa otimização busca reduzir o tempo de usinagem ao mesmo tempo em que minimiza o

desgaste da aresta de corte e diminui a rugosidade da superfície trabalhada. É possível, inclusive, realizar a otimização em tempo real através da medição de variáveis de processo como vibração e força de corte (PATIL *et al.*, 2021). Técnicas que envolvem temperatura ainda são pouco confiáveis devido às dificuldades de medição em tempo real.

Algoritmos que usam DL são capazes também de melhorar variáveis como velocidade de corte, avanço e número de passes, ajustando-as às condições da operação. A aprendizagem contínua desses sistemas também possibilita ajustes autônomos, resultando em maior precisão e menor necessidade de intervenção humana. Além disso, a implementação de técnicas de simulação por elementos finitos permite prever diferentes cenários de usinagem, contribuindo para a análise de desempenho das estratégias de corte (MUNARO; ATTANASIO; DEL PRETE, 2023).

O uso de IA para otimizar trajetórias de corte tem sido usado na redução da potência de corte e no aumento da vida útil da ferramenta (LEE *et al.*, 2017). DL pode, por exemplo, analisar grandes volumes de dados históricos e informações de sensores em tempo real, ajustando as trajetórias com base nos padrões de desgaste das ferramentas e nas características do material sendo usinado (SERIN *et al.*, 2021). A seguir a figura 1 mostra um Diagrama mostrando como o Deep Learning faz parte do Machine Learning, que por sua vez faz parte da Inteligência Artificial. Cada círculo representa o nível de abrangência de cada área.

Figura 1 : Relação Hierárquica entre Inteligência Artificial, Machine Learning e Deep Learning



Fonte: nucleodoconhecimento , 2019

3.2 Planejamento de processo auxiliado por computador (PPAC)

Aplicações da IA no PPAC permitem a seleção automática dos parâmetros de corte, considerando as limitações da ferramenta, a geometria da peça e as tolerâncias especificadas. Redes neurais convolucionais e sistemas especialistas auxiliam no reconhecimento de formas geométricas e na definição de trajetórias otimizadas de usinagem, reduzindo o tempo de preparação e aumentando a flexibilidade do processo (Komura et al., 2023). Essas tecnologias não apenas elevam a eficiência operacional, mas também conferem maior agilidade à produção, possibilitando rápida adaptação a variações de demanda e condições de manufatura. A figura 2 mostra uma célula automatizada composta por um centro de usinagem CNC multitarefa e um robô industrial representando o ambiente de Manufatura Avançada onde a Inteligência Artificial é aplicada para a seleção automática de parâmetros de corte e otimização de processos, reduzindo o tempo de preparação e aumentando a flexibilidade da produção. Esse conjunto da IA com a automação, ilustra de forma prática sua aplicação no PPAC.

Figura 2: Célula de Usinagem Automatizada com Máquina CNC e Robô Industrial



Fonte : at-machining , 2024.

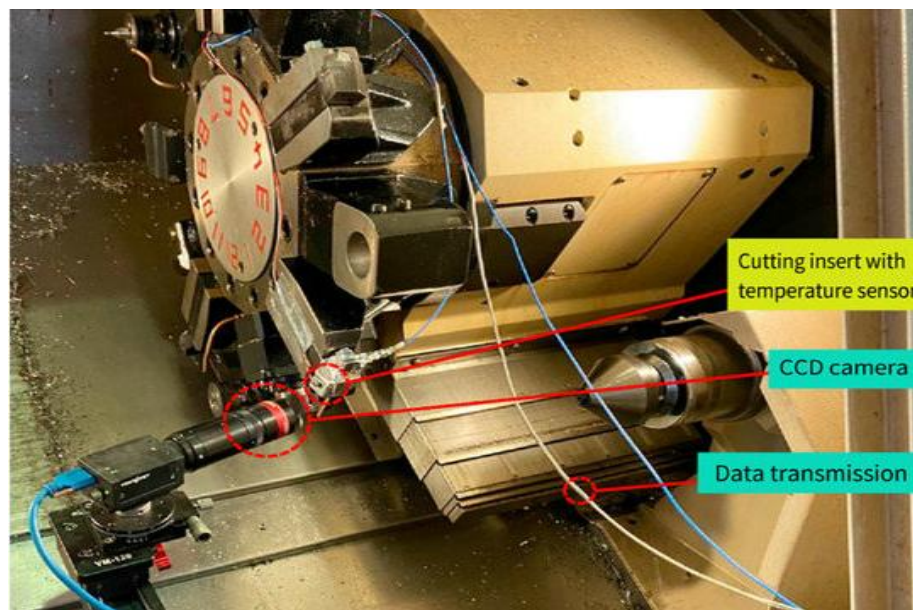
Quando são treinadas com dados históricos de usinagem, as redes neurais aprendem a identificar padrões em diferentes formas e condições de corte. Isso permite que o sistema sugira automaticamente a sequência mais eficiente de operações e os parâmetros de usinagem ideais para cada operação, equilibrando as limitações técnicas com ganhos práticos, como reduzir o tempo de produção e economizar energia (Zhang; Jaiswal; Rai, 2018). Além disso, sistemas produtivos com IA conseguem combinar as regras de produção com informações em tempo real sobre o funcionamento das máquinas. Isso permite sugerir ajustes quase imediatos nos parâmetros de usinagem, aumentando a precisão e a eficiência do processo, por exemplo, alterando o avanço e a geometria da ferramenta. Integrados a sensores IoT e feedbacks automáticos das máquinas, esses sistemas tornarão possível adaptar o planejamento em tempo real, com pouca ou nenhuma intervenção humana (Yao et al., 2019).

3.3 Monitoramento das condições da ferramenta

Alguns sensores utilizados em máquinas CNC podem ser conectados a algoritmos de aprendizado, o que permite monitorar continuamente desgaste,

quebras ou necessidade de troca. Esse tipo de conexão torna a troca de ferramenta mais eficiente e diminui paradas e falhas inesperadas durante a usinagem (Serin et al., 2020). Além de identificar defeitos, esses sistemas de monitoramento podem prever a vida útil restante das ferramentas, usando dados de vibração, força de corte, emissão acústica e calor. Sensores conectados via IoT captam esses sinais, que são processados em tempo quase real por redes neurais ou algoritmos de decisão, estimando a degradação da ferramenta ao longo do tempo. A figura 3 mostra um Sistema de monitoramento da condição da ferramenta em torno CNC, utilizando sensor de temperatura acoplado ao inserto de corte e câmera CCD para inspeção visual da aresta. Os dados adquiridos são transmitidos em tempo real para sistemas de análise baseados em aprendizado de máquina.

Figura 3 : Monitoramento multissensorial em uma máquina CNC



Fonte : mdpi.com , 2021.

Essa análise permite decidir automaticamente o momento ideal de trocar a ferramenta evitando, por um lado, substituições prematuras que aumentam custos e, por outro lado, falhas inesperadas, que comprometem a qualidade da peça (Ünal; Deveci; Özbayoglu, 2022).

3.4 Previsão de manutenção

Técnicas de aprendizado preditivo usam dados históricos de operação e condições de uso para antecipar necessidades de manutenção corretiva e preventiva, aumentando a disponibilidade dos equipamentos e reduzindo custos. Esses métodos identificam padrões sutis antes que ocorram falhas, ajudando a planejar intervenções no momento certo e evitando paradas inesperadas (Zheng; Paiva; Gurciullo, 2020). Integrados a sensores IoT e monitoramento em tempo real, tornam a manutenção ainda mais precisa e baseada em dados.

A figura 4 mostra sensor de vibração utilizado comumente em máquinas-ferramenta e que podem ser integrados a sistemas de monitoramento em tempo real. Tais sensores estão sendo utilizados atualmente em técnicas de planejamento de manutenção que utilizam DL. Tal abordagem melhora o desempenho dos equipamentos industriais e também promove uma gestão mais inteligente dos recursos, alinhada aos princípios da Indústria 4.0 (Serradilla et al., 2022).

Figura 4: Sensor IoT sem fio para monitoramento de vibração



Fonte: store.ncd.io, 2025

4 Desafios e limitações da ia

Apesar dos benefícios proporcionados na usinagem CNC, ainda existem algumas barreiras para a ampla adoção dos modelos de IA. Essas barreiras envolvem aspectos técnicos, operacionais, econômicos e culturais que precisam ser superados (Frank; Dalenogare; Ayala,2019).

Do ponto de vista técnico, a integração da IA com máquinas CNC ainda é um desafio. Algumas máquinas, particularmente aquelas construídas antes de 2010, não foram projetadas para lidar com a complexidade desses algoritmos nem são capazes de armazenar e transmitir dados com a velocidade necessária, exigindo substituição nos equipamentos e sistemas de controle mais avançados. Além disso, o uso de grandes volumes de dados de alta qualidade para treinar os modelos pode ser um obstáculo, especialmente em ambientes produtivos onde os dados podem ser corrompidos (LeCun; Bengio; Hinton, 2015).

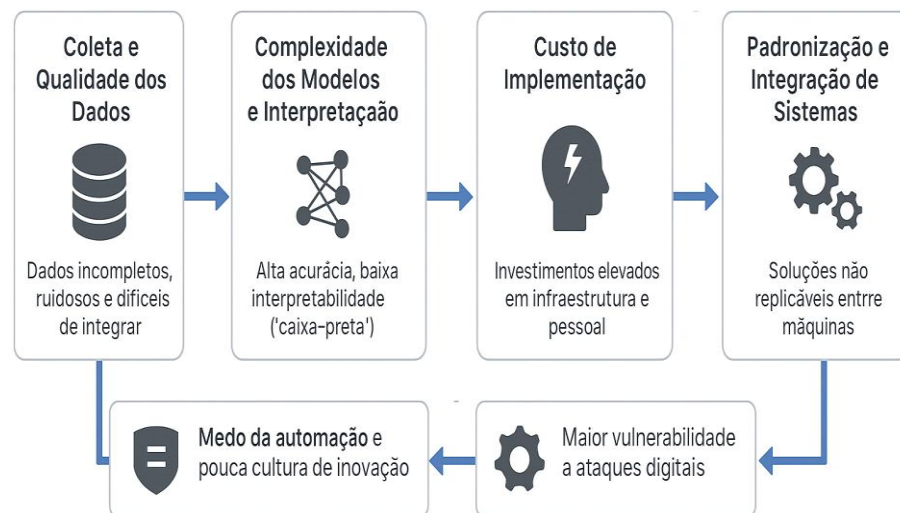
Em particular, a técnica de redes neurais convolucionais utilizam modelos de grade baseados em imagens que precisam ser transmitidas e analisadas em tempo real. Isso envolve a transmissão de vários Gbytes de dados para uma unidade de processamento que precisa, então, calcular e prever vários parâmetros da operação de usinagem.

No ambiente operacional, usar IA e ML exige alto nível de conhecimento técnico. Além disso, a adoção dessas tecnologias muda métodos de trabalho já consolidados, o que pode requerer requalificações da equipe. Tais problemas podem gerar resistência nas equipes e dificultar a adaptação (Frank; Dalenogare; Ayala, 2019). A dependência em sistemas automatizados traz, em si mesma, riscos de falhas inesperadas, que ainda necessitam de intervenção humana e podem abalar a confiança da equipe nessas tecnologias.

Do ponto de vista econômico, implantar sistemas produtivos baseados em IA e ML exige um investimento elevado, representando uma barreira importante, especialmente para micro, pequenas e médias empresas (Müller et al., 2017). A

compra de novos equipamentos, a modernização da infraestrutura e os custos com capacitação demandam recursos significativos. Além disso, o retorno sobre o investimento pode demorar a se concretizar, gerando incertezas quanto à viabilidade a longo prazo. A figura 5 resume os principais desafios da adoção da manufatura inteligente.

Figura 5- Principais desafios para adoção de IA e ML na usinagem CNC



Fonte: Autores , 2025.

4.1 Coleta e qualificação de dados

A eficiência e precisão dos modelos de ML depende da qualidade e da quantidade dos dados coletados. Em ambientes industriais, muitas vezes esses dados são incompletos, ruidosos ou mal organizados. A integração de sensores apropriados à infraestrutura existente tende a ser custosa e tecnicamente complexa. A presença de dados ruidosos, incompletos ou inconsistentes é um desafio significativo em aplicações de Machine Learning (ML) industrial, impactando diretamente a performance e a confiabilidade dos modelos preditivos (Xu et al., 2019), uma vez que ainda não existem parâmetros confiáveis para a filtragem desses dados.

De fato, a ausência de parâmetros adequados de dados pode comprometer tanto a confiabilidade quanto a segurança da informação, impactando negativamente a robustez dos modelos. Dessa forma, a coleta, transmissão e o armazenamento

adequados dos dados são etapas fundamentais para garantir que as soluções baseadas em Machine Learning (ML) apresentem desempenho satisfatório e aplicabilidade prática no contexto industrial.

4.2 Complexidade e interpretação

Modelos de aprendizado profundo, como redes neurais, alcançam alta precisão mas são de interpretação difícil. Essa característica dificulta a validação dos resultados na indústria, onde a rastreabilidade das decisões é importante para garantir segurança, confiabilidade e normalização dos procedimentos.

A natureza de "caixa-preta" dos modelos de IA decorre de sua complexidade e do grande número de parâmetros, o que torna difícil para os humanos compreenderem como uma decisão ou previsão específica é alcançada. Em setores industriais, onde falhas podem ter graves consequências, a interpretação é uma barreira significativa para a adoção de soluções de ML. A capacidade de explicar o raciocínio por trás das previsões é importante para a sua validação, além de construir confiança entre os operadores e as partes interessadas (Oliveira, 2022).

A interpretação dos modelos de IA é importante em aplicações como manutenção preditiva, controle de qualidade e otimização de processos, onde a compreensão das causas de um problema ou a justificativa para uma ação recomendada leva a intervenções mais seguras. Sem essa transparência, a detecção de desvios nos dados de treinamento torna-se extremamente desafiadora, podendo levar a decisões errôneas ou não otimizadas.

A falta de transparência nos modelos complexos pode limitar sua adoção em setores nos quais decisões automáticas precisam ser justificadas perante normas regulatórias ou auditorias técnicas. Para abordar essa questão, o campo da Inteligência Artificial Explicável (XAI - Explainable AI) tem ganho destaque, buscando desenvolver métodos e técnicas que tornem os modelos de ML mais transparentes e compreensíveis. A aplicação de XAI em ambientes industriais visa aumentar a confiança e a aceitação dos modelos e facilitar a identificação de falhas, a otimização de processos e a conformidade com normas e regulamentos. (Nikiforidis et al., 2025).

Nesse contexto vale ressaltar a iniciativa da ABNT na criação da norma ISO/IEC TR 24027:2024, que aborda especificamente o viés em sistemas de IA e a tomada de decisão assistida. Outra iniciativa governamental é o projeto de lei 2338/2023 votado no Senado Federal e que atualmente encontra-se em análise na Câmara dos Deputados.

Dessa forma, equilibrar precisão e interpretação constitui atualmente um dos principais desafios no uso de ML e IA em ambientes produtivos. A utilização de técnicas híbridas, que permitam modelos de alta performance com mecanismos de explicação é, atualmente, um caminho promissor para tornar as aplicações mais seguras e confiáveis na indústria.

4.3 Custo de implementação

A introdução de sistemas inteligentes requer investimentos significativos em hardware, software, treinamento de pessoal e reestruturação de processos. Pequenas e médias empresas (PMEs), que compõem grande parte do setor metalmeccânico, frequentemente não dispõem de recursos suficientes para essa transição. Essa é a realidade de muitas ferramentarias e empresas de usinagem no Brasil.

Além dos custos diretos, a implementação de procedimentos baseadas em ML e automação envolve despesas recorrentes com manutenção de equipamentos, atualização de softwares e garantia de conectividade segura entre sensores e sistemas de análise de dados. Essa combinação de custos de capital e operacionais representa uma barreira à adoção em empresas de menor porte, limitando o potencial de modernização e competitividade (Hui; Grobman; Machado, 2024).

Para diminuir esses desafios, algumas organizações têm adotado estratégias como a implementação gradual de soluções piloto, parcerias com fornecedores de tecnologia e utilização de serviços baseados em nuvem (cloud computing), que reduzem o investimento em infraestrutura própria (Paz; Loos, 2020). Outras empresas tem procurado agências governais como o SEBRAE, a FAPESP e o CNPQ. Essas abordagens permitem avaliar o retorno sobre o investimento de forma

mais controlada e oferecem maior flexibilidade para expansão futura, sem comprometer a continuidade operacional.

4.4 Resistência organizacional

A mudança de paradigmas na produção pode gerar resistência por parte da equipe, especialmente quando há receio de substituição de mão de obra humana por sistemas automatizados. A capacitação contínua dos profissionais e a promoção de uma cultura de inovação são fundamentais para superar essa barreira.

A introdução de tecnologias da Indústria 4.0, como a automação e a IA, encontra resistência em diversos níveis organizacionais. Essa resistência é atribuída ao medo da perda de empregos, à falta de entendimento sobre os benefícios das novas tecnologias, à inércia cultural e à relutância em abandonar métodos de trabalho estabelecidos (Lazzarechi; Graglia; Huelsen, 2021). Em muitos casos, a percepção de que as máquinas substituirão os trabalhadores gera insegurança e desmotivação, dificultando a transição para um ambiente de produção mais digitalizado e inteligente.

Para diminuir essa resistência, é importante investir na capacitação contínua, transformando os profissionais de meros operadores em colaboradores capazes de interagir e gerenciar sistemas inteligentes. Requalificação e aperfeiçoamento profissional devem focar no desenvolvimento de novas habilidades, como análise de dados, programação básica, manutenção de sistemas automatizados e pensamento crítico, preparando a força de trabalho para os desafios e oportunidades da Indústria 4.0 (Budin; Lopes, 2019).

Além da capacitação, a promoção de uma cultura de inovação é importante para a aceitação e o engajamento com as novas tecnologias. Isso envolve a criação de um ambiente onde a experimentação é encorajada, o erro é visto como parte do aprendizado e a colaboração entre diferentes áreas é valorizada. A liderança desempenha um papel fundamental nesse processo, comunicando de forma clara os benefícios da transformação digital, envolvendo os colaboradores nas decisões e demonstrando o compromisso da organização com o desenvolvimento de seus talentos (Maria et al., 2022). Ao invés de focar na substituição, deve-se focar na interação entre humanos e máquinas, onde a tecnologia é uma ferramenta para

aumentar a produção, a segurança e a qualidade, liberando os trabalhadores para tarefas de maior valor.

4.5 Normalização e integração

A padronização na indústria é crucial para otimizar a eficiência, a qualidade e a competitividade. No entanto, diferenças nos softwares e equipamentos de CNC representam barreiras à integração de sistemas inteligentes na indústria. Soluções de ML desenvolvidas para um tipo particular de máquina ou controlador não são diretamente aplicáveis em outros ambientes, resultando em customizações complexas e caras. Essa característica dificulta a disseminação de tecnologias avançadas, limitando o potencial de transformação digital das empresas.

Para superar esses desafios é fundamental investir em padronização e em soluções integradas que melhorem a comunicação no ambiente industrial. O uso de padrões abertos, como a norma ISO/IEC TR 24027:2024 ajuda a garantir a compatibilidade e a reduzir custos com adaptações personalizadas. Além disso, a cooperação entre fabricantes, desenvolvedores de software e usuários finais é decisiva para criar soluções melhores onde as inovações em ML possam ser aplicadas e reproduzidas.

5 Conclusão

A aplicação da IA e ML na usinagem CNC representa um grande avanço na direção de uma manufatura mais inteligente, autônoma e alinhada aos princípios da Indústria 4.0. Essas tecnologias oferecem suporte à tomada de decisão em tempo real, otimização de processos e melhoria contínua baseada em dados, contribuindo para o aumento da produtividade, da qualidade e da sustentabilidade nas operações industriais.

Este estudo procurou demonstrar, por meio de uma análise técnica e crítica da literatura recente, como diferentes técnicas de IA e ML, tais como redes neurais, algoritmos genéticos, e aprendizado por reforço, têm sido empregadas para resolver desafios relacionados à usinagem CNC, como o planejamento de trajetórias, o

monitoramento de desgaste de ferramentas, a detecção de colisões e a automação do planejamento de processos. Tais aplicações aumentam a eficiência e promovem a flexibilidade e a adaptabilidade dos sistemas de produção.

No entanto, apesar dos avanços alcançados ainda existem desafios técnicos, organizacionais e econômicos que ainda limitam a adoção em grande escala dessas soluções. A necessidade de infraestrutura adequada para coleta e tratamento de dados, a complexidade de integração, os custos de implementação e a resistência à mudança por parte dos operadores são barreiras reais que precisam ser enfrentadas. Além disso, questões relacionadas à segurança cibernética e padronização dos modelos de IA ainda demandam atenção por parte da comunidade técnica e científica.

Dessa forma, espera-se que, com o avanço contínuo das pesquisas as soluções baseadas em IA e ML se tornem cada vez mais acessíveis, seguras e eficazes. A usinagem CNC, integrada a essas tecnologias, está posicionada para ser um dos pilares dessa nova era da manufatura digital.

Contribuição de Autoria (CRediT)

Autor	Papel CRediT	Descrição da Contribuição
Marcos Roberto Maciel	Conceptualização; Metodologia; Investigação; Escrita – Rascunho Original	Responsável pela concepção da ideia, definição da metodologia de pesquisa, condução da investigação bibliográfica e redação da primeira versão do manuscrito.
Renato Marques de Barros	Supervisão; Validação; Escrita – Revisão e Edição	Responsável pela orientação geral do trabalho, validação dos resultados e da metodologia, e revisão crítica e edição final do manuscrito.

Conflito de Interesses

Os autores declaram não haver conflito de interesses.

Referências

AFIF, M. F.; SARHAN, A. A. D. Computer-aided process planning, digital twin and smart manufacturing: interconnections and integration in CNC machining processes. *International Journal of Production Research*, p. 1-40, 2025.

ALEXANDRE, R. P. Redes neurais – aplicação no monitoramento da. 2005. Dissertação (Mestrado) – Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”, 2005.

AT-MACHINING. Célula de Usinagem Automatizada com Máquina CNC e Robô Industrial. In: AT-MACHINING. **Inteligência Artificial na Usinagem CNC: O Futuro da Fabricação**. [S. l.], 2024. Disponível em: <https://at-machining.com/pt/artificial-intelligence-in-cnc-machining/>. Acesso em: 15 nov. 2025.

BUDIN, D. D.; LOPES, A. M. Z. A indústria 4.0 e os desafios para a capacitação profissional. *Revista Tecnológica da Fatec de Americana*, v. 7, n. 02, p. 88-97, 2019.

ÇEKİK, R.; TURAN, A. Deep learning for anomaly detection in CNC machine vibration data: A roughlstm-based approach. *Applied Sciences*, v. 15, n. 6, p. 3179, 2025.

COLANTONIO, L. et al. A systematic literature review of cutting tool wear monitoring in turning by using artificial intelligence techniques. *Machines*, v. 9, n. 12, p. 351, 2021.

DE ANDRADE MARIA, M. E. G. et al. Os impactos da cultura organizacional nos processos de trabalho: perspectivas diante da Revolução 4.0. *Sociedade em Debate*, v. 4, n. 2, 2022.

FRANK, A. G.; DALENOGARE, L. S.; AYALA, N. F. Tecnologias da Indústria 4.0: padrões de implementação em empresas de manufatura. *Revista Internacional de Economia da Produção*, v. 210, p. 15-26, 2019.

FRANK, A. G.; DALENOGARE, L. S.; AYALA, N. F. Industry 4.0 technologies: Implementation patterns in manufacturing companies. *International Journal of Production Economics*, v. 210, p. 15-26, 2019.

GANESAN, H.; MOHANKUMAR, G. Optimization of machining techniques in CNC turning centre using genetic algorithm. *Arabian Journal for Science and Engineering*, v. 38, n. 6, p. 1529-1538, 2013.

KOMURA, N. et al. Computer aided process planning for rough machining based on machine learning with certainty evaluation of inferred results. *International Journal of Automation Technology*, v. 17, n. 2, p. 120-127, 2023.

HUI, T. H.; GROBMAN, F.; MACHADO, M. C. Indústria 4.0 no contexto das pequenas e médias empresas. *International Journal of Scientific Management and Tourism*, v. 10, n. 2, 2024.

LAZZARESCHI, N.; GRAGLIA, M. A. V.; HUELSEN, P. G. V. As formas de resistência dos trabalhadores no contexto da Indústria 4.0 e da Inteligência Artificial. *Argumentum*, v. 13, n. 2, p. 193-207, 2021.

LEE, W. et al. Simulation-based machining condition optimization for machine tool energy consumption reduction. *Journal of Cleaner Production*, v. 150, p. 352-360, 2017.

LECUN, Y.; BENGIO, Y.; HINTON, G. Deep learning. *Nature*, v. 521, p. 436-444, 2015.

LECUN, Y.; BENGIO, Y.; HINTON, G. Deep learning. *Nature*, v. 521, n. 7553, p. 436-444, 2015.

MÜLLER, J. et al. Cooperation strategies among SMEs for implementing industry 4.0. In: *DIGITALIZATION IN SUPPLY CHAIN MANAGEMENT AND LOGISTICS: Smart and Digital Solutions for an Industry 4.0 Environment*. Proceedings of the Hamburg International Conference of Logistics (HICL), v. 23. Berlin: epubli gmbh, 2017. p. 301-318.

NCD.IO. Industrial IoT Wireless Predictive Maintenance Sensor V3. [S.d.]. Disponível em: <https://store.ncd.io/product/iot-wireless-predictive-maintenance-sensor/>. Acesso em: 15 nov. 2025.

NIKIFORIDIS, K. et al. Enhancing transparency and trust in AI-powered manufacturing: A survey of explainable AI (XAI) applications in smart manufacturing in the era of Industry 4.0/5.0. *ICT Express*, v. 11, n. 1, p. 135-148, 2025.

OLIVEIRA, D. F. N. Interpretabilidade de modelos de aprendizado profundo aplicados ao diagnóstico e prognóstico não supervisionado de falhas. 2022. Tese (Doutorado) – Universidade de São Paulo, 2020. Disponível em: <https://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/3/3141/tde-08032021-102116/en.php>. Acesso em: 20 jun. 2025.

OSAN, A. R.; DRENÇA, R. F. Application of artificial neural networks in predicting surface quality and machining time. *Machines*, v. 13, n. 7, p. 561, 2025.

PATIL, S. S. et al. Deep learning algorithms for tool condition monitoring in milling: A review. In: *JOURNAL OF PHYSICS: Conference Series*. IOP Publishing, 2021. p. 012039.

PAZ, A. C. M.; LOOS, M. J. A importância da computação em nuvem para a indústria 4.0. *Revista Gestão Industrial*, v. 16, n. 2, 2020.

REIS, N. S. H. M. A revolução tecnológica nas organizações: evolução, desafios e impacto nos colaboradores. 2024. Dissertação (Mestrado) – Universidade de Aveiro, 2024.

SERIN, G. et al. Review of tool condition monitoring in machining and opportunities for deep learning. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, v. 109, n. 3, p. 953-974, 2020.

SERRADILLA, O. et al. Deep learning models for predictive maintenance: a survey, comparison, challenges and prospects. *Applied Intelligence*, v. 52, n. 10, p. 10934-10964, 2022.

SILVA, C. R. da; MELLO, J. C. de; SALGADO, R. J. Relação Hierárquica entre Inteligência Artificial, Machine Learning e Deep Learning. In: NÚCLEO DO CONHECIMENTO. **Deep Learning: A Revolução da Inteligência Artificial**. [S. l.], 2019. Disponível em: <https://www.nucleodoconhecimento.com.br/administracao/deep-learning>. Acesso em: 15 nov. 2025.

SILVA, L. C. et al. Qualidade de Software para Engenheiros de IA: um estudo inicial da realidade brasileira. In: WORKSHOP BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE SOFTWARE INTELIGENTE (ISE). SBC, 2023. p. 19-24.

THAMES, L.; SCHAEFER, D. Cybersecurity for Industry 4.0 and advanced manufacturing environments with ensemble intelligence. In: CYBERSECURITY FOR INDUSTRY 4.0: Analysis for Design and Manufacturing. Cham: Springer International Publishing, 2017. p. 243-265.

ÜNAL, P.; DEVECI, B. U.; ÖZBAYOĞLU, A. M. A review: sensors used in tool wear monitoring and prediction. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON MOBILE WEB AND INTELLIGENT INFORMATION SYSTEMS. Cham: Springer International Publishing, 2022. p. 193-205.

WANG, Q. et al. Overview of tool wear monitoring methods based on convolutional neural network. *Applied Sciences*, v. 11, n. 24, p. 12041, 2021.

WANG, Q. et al. Overview of Tool Wear Monitoring Methods Based on Convolutional Neural Network. **Applied Sciences**, v. 11, n. 24, p. 12041, 2021. Disponível em: <https://www.mdpi.com/2076-3417/11/24/12041>. Acesso em: 15 nov. 2025.

XU, G. et al. Data-driven fault diagnostics and prognostics for predictive maintenance: A brief overview. In: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON AUTOMATION SCIENCE AND ENGINEERING (CASE), 15., 2019. p. 103-108.

YAO, X. et al. Smart manufacturing based on cyber-physical systems and beyond. *Journal of Intelligent Manufacturing*, v. 30, n. 8, p. 2805-2817, 2019.

ZHANG, Z.; JAISWAL, P.; RAI, R. FeatureNet: Machining feature recognition based on 3D convolution neural network. *Computer-Aided Design*, v. 101, p. 12-22, 2018.

ZHENG, H.; PAIVA, A. R.; GURCIULLO, C. S. Advancing from predictive maintenance to intelligent maintenance with ai and iiot. *arXiv preprint arXiv:2009.00351*, 2020.

Disponibilidade de Dados de Pesquisa

Os dados que suportam os resultados desta revisão de literatura estão contidos no próprio artigo e em suas referências bibliográficas.

Este preprint foi submetido sob as seguintes condições:

- Os autores declaram que os necessários Termos de Consentimento Livre e Esclarecido de participantes ou pacientes na pesquisa foram obtidos e estão descritos no manuscrito, quando aplicável.
- Os autores declaram que a elaboração do manuscrito seguiu as normas éticas de comunicação científica.
- Os autores declaram que estão cientes que são os únicos responsáveis pelo conteúdo do preprint e que o depósito no SciELO Preprints não significa nenhum compromisso de parte do SciELO, exceto sua preservação e disseminação.
- Os autores declaram que os dados, aplicativos e outros conteúdos subjacentes ao manuscrito estão referenciados.
- O manuscrito depositado está no formato PDF.
- Os autores declaram que a pesquisa que deu origem ao manuscrito seguiu as boas práticas éticas e que as necessárias aprovações de comitês de ética de pesquisa, quando aplicável, estão descritas no manuscrito.
- Os autores declaram que uma vez que um manuscrito é postado no servidor SciELO Preprints, o mesmo só poderá ser retirado mediante pedido à Secretaria Editorial do SciELO Preprints, que afixará um aviso de retratação no seu lugar.
- Os autores concordam que o manuscrito aprovado será disponibilizado sob licença [Creative Commons CC-BY](#).
- O autor submissor declara que as contribuições de todos os autores e declaração de conflito de interesses estão incluídas de maneira explícita e em seções específicas do manuscrito.
- Os autores declaram que o manuscrito não foi depositado e/ou disponibilizado previamente em outro servidor de preprints ou publicado em um periódico.
- Caso o manuscrito esteja em processo de avaliação ou sendo preparado para publicação mas ainda não publicado por um periódico, os autores declaram que receberam autorização do periódico para realizar este depósito.
- O autor submissor declara que todos os autores do manuscrito concordam com a submissão ao SciELO Preprints.