



*Optimización de fresado de alta precisión con técnicas metaheurísticas e  
Inteligencia Artificial: revisión sistemática*

*High-precision milling optimization with metaheuristic techniques and Artificial  
Intelligence: systematic review*

*Otimização de fresamento de alta precisão com técnicas metaheurísticas e  
Inteligência Artificial: revisão sistemática*

Bryan Guillermo Guananga-Rodríguez

[bryang.guananga@esPOCH.edu.ec](mailto:bryang.guananga@esPOCH.edu.ec)

<https://orcid.org/0000-0002-9080-6379>

Eugenia Mercedes Naranjo-Vargas

[eugenia.naranjo@esPOCH.edu.ec](mailto:eugenia.naranjo@esPOCH.edu.ec)

<https://orcid.org/0000-0002-9658-6311>

**Correspondencia:** [bryang.guananga@esPOCH.edu.ec](mailto:bryang.guananga@esPOCH.edu.ec)

Ciencias de la Computación.

Artículo de Investigación.

\* **Recibido:** 23 de enero de 2023 \* **Aceptado:** 9 de marzo de 2023 \* **Publicado:** 13 de marzo de 2023

Ingeniero Industrial, Máster Universitario en Investigación en Ingeniería Industrial, Docente Investigador, Grupo GIDENM, Escuela Superior Politécnica de Chimborazo, Riobamba, Ecuador.

Ingeniera Mecánica, Magister en diseño mecánico, Docente Investigadora, Grupo GIDENM, Escuela Superior Politécnica de Chimborazo, Riobamba, Ecuador.

## **Resumen**

La optimización de los parámetros de fresado de alta precisión es esencial en la industria manufacturera, y las técnicas metaheurísticas y la inteligencia artificial son herramientas efectivas para abordar este problema. En este artículo, se realiza una revisión sistemática de la literatura para identificar las principales tendencias y avances en la aplicación de estas técnicas en la optimización del fresado de alta precisión. La metodología de la revisión se basó en una búsqueda exhaustiva en bases de datos científicas y se identificaron tendencias y patrones comunes en los estudios revisados. Los resultados muestran que la selección adecuada de los parámetros de corte puede mejorar la eficiencia del fresado y reducir los costos de producción. Se sugiere que la combinación de técnicas de fresado de alta precisión y técnicas de metrología de alta precisión podría mejorar aún más la calidad de las piezas producidas. Además, se ha observado que la optimización de los parámetros de fresado, considerando múltiples objetivos y restricciones, ha sido el enfoque de diversas investigaciones y se han propuesto diferentes técnicas metaheurísticas e inteligencia artificial para abordar este desafío. Se han utilizado técnicas de optimización multiobjetivo y aprendizaje automático, así como análisis de vibración, para evaluar la calidad de las piezas producidas.

**Palabras Clave:** Fresado de alta precisión; técnicas metaheurísticas; inteligencia artificial; optimización

## **Summary**

The optimization of high-precision milling parameters is essential in the manufacturing industry, and metaheuristic techniques and artificial intelligence are effective tools to address this problem. In this article, a systematic review of the literature is conducted to identify the main trends and advances in the application of these techniques in the optimization of high-precision milling. The review methodology was based on an exhaustive search of scientific databases, and common trends and patterns in the reviewed studies were identified. The results show that the appropriate selection of cutting parameters can improve milling efficiency and reduce production costs. It is suggested that the combination of high-precision milling techniques and high-precision metrology techniques could further improve the quality of produced parts. Furthermore, it has been observed that the optimization of milling parameters, considering multiple objectives and constraints, has been the focus of various researches, and different metaheuristic and artificial

intelligence techniques have been proposed to address this challenge. Multi-objective optimization techniques and machine learning, as well as vibration analysis, have been used to evaluate the quality of produced parts.

**Keywords:** High-precision milling; metaheuristic techniques; artificial intelligence; optimization.

## Resumo

A otimização de parâmetros de fresagem de alta precisão é essencial na indústria de manufatura, e técnicas metaheurísticas e inteligência artificial são ferramentas eficazes para resolver esse problema. Neste artigo, é realizada uma revisão sistemática da literatura para identificar as principais tendências e avanços na aplicação dessas técnicas na otimização do fresamento de alta precisão. A metodologia de revisão foi baseada em uma pesquisa abrangente de bancos de dados científicos e tendências e padrões comuns foram identificados nos estudos revisados. Os resultados mostram que a seleção adequada dos parâmetros de corte pode melhorar a eficiência do fresamento e reduzir os custos de produção. Sugere-se que a combinação de técnicas de fresagem de alta precisão e técnicas de metrologia de alta precisão pode melhorar ainda mais a qualidade das peças produzidas. Além disso, observou-se que a otimização dos parâmetros de fresagem, considerando múltiplos objetivos e restrições, tem sido foco de várias investigações e diferentes técnicas metaheurísticas e inteligência artificial têm sido propostas para enfrentar esse desafio. Técnicas de otimização multiobjetivo e aprendizado de máquina, bem como análise de vibração, têm sido usadas para avaliar a qualidade das peças produzidas.

**Palavras-chave:** Fresagem de alta precisão; técnicas metaheurísticas; inteligência artificial; otimização.

## Introducción

La optimización de los parámetros de fresado de alta precisión es un tema crítico en la industria manufacturera, ya que se busca maximizar la eficiencia en la producción y reducir los costos al mismo tiempo que se mejora la calidad del corte. Para abordar este problema, las técnicas metaheurísticas y la inteligencia artificial se han utilizado cada vez más en la optimización de fresado. Estas herramientas han demostrado ser efectivas en la selección de parámetros óptimos para lograr el equilibrio entre la eficiencia energética, la calidad del corte y la producción. Además,

se han desarrollado diversas técnicas para mejorar la eficiencia de los procesos y reducir los tiempos de producción.

El objetivo principal de este artículo es presentar una revisión sistemática de la literatura existente sobre la aplicación de técnicas metaheurísticas y la inteligencia artificial en la optimización del fresado de alta precisión. El propósito es identificar las principales tendencias y avances más relevantes en esta área, a fin de proporcionar una visión general de las técnicas más efectivas para la optimización del fresado de alta precisión y su aplicación en la industria manufacturera.

Varios autores han destacado la importancia de la optimización de los parámetros de corte en el fresado. Yan y Li (2013) señalaron que la optimización debe considerar los objetivos múltiples de reducción de energía, aumento de la producción y mejora de la calidad del corte. Wang et al. (2020) presentaron un método de optimización de parámetros de fresado de doble objetivo para maximizar la eficiencia energética y cumplir con múltiples restricciones. Además, Ding et al. (2022) propusieron un método de optimización de la secuencia de corte utilizando el algoritmo del moho de limo para mejorar la fiabilidad en el micro fresado. Estos estudios demuestran que la selección adecuada de los parámetros de corte puede mejorar la eficiencia del fresado y reducir los costos de producción.

La aplicación de técnicas metaheurísticas y la inteligencia artificial en la optimización del fresado ha demostrado ser una herramienta efectiva en la industria manufacturera (Han et al., 2020). El uso de algoritmos de optimización como el Linear Decreasing Particle Swarm Algorithm (LDPSO) ha permitido la selección de los parámetros de corte óptimos que logran el equilibrio entre la potencia de corte y la tasa de remoción de material (Han et al., 2020). Las técnicas metaheurísticas, por ejemplo, han demostrado ser una forma efectiva de encontrar soluciones óptimas para problemas complejos mediante la exploración de un espacio de soluciones de manera más inteligente y eficiente.

En resumen, la optimización del fresado de alta precisión es un asunto crítico en la industria manufacturera. Las técnicas metaheurísticas y la inteligencia artificial se han demostrado como herramientas efectivas para abordar este problema, y la revisión sistemática de la literatura presentada en este artículo destaca su importancia y los beneficios potenciales de su utilización. Estas técnicas pueden aplicarse en diferentes etapas del proceso de fresado, como la planificación de trayectorias, la selección de herramientas y la optimización de parámetros de corte, lo que puede mejorar la eficiencia del proceso y reducir los costos. Asimismo, se sugiere que la combinación de

técnicas de fresado de alta precisión y metrología de alta precisión puede mejorar aún más la calidad de las piezas producidas.

## Metodología

Se aplicó una metodología de búsqueda sistemática en bases de datos científicas relevantes. Se seleccionaron estudios que cumplieran con los siguientes criterios de inclusión y exclusión:

### Criterios de inclusión:

- Artículos científicos publicados en inglés en los últimos 10 años (2013-2023) que aborden la optimización del proceso de fresado de alta precisión mediante el uso de técnicas metaheurísticas e inteligencia artificial.
- Los artículos deben presentar una discusión detallada de las técnicas de optimización y los algoritmos de inteligencia artificial utilizados.
- Los artículos deben incluir resultados obtenidos de la aplicación de técnicas metaheurísticas e inteligencia artificial en el proceso de fresado de alta precisión.

En el análisis de los estudios seleccionados, se recopilaron datos sobre la metodología de optimización utilizada, los parámetros de fresado de alta precisión optimizados, los materiales fresados y los resultados obtenidos. Las técnicas de optimización se categorizaron en diferentes enfoques metaheurísticos, incluyendo algoritmos de colonia de abejas artificiales, algoritmos genéticos, redes neuronales artificiales, aprendizaje profundo y lógica difusa. Además, se identificaron tendencias y patrones comunes en los estudios revisados.

Entre las limitaciones y controversias identificadas, se discutieron aspectos como la dependencia de los datos, los requerimientos de hardware, el costo y complejidad, la elección del algoritmo, los sesgos de los datos, la falta de comprensión y la interpretación de los resultados. Es importante abordar estas limitaciones y controversias para garantizar la eficacia de las técnicas de optimización de procesos de fresado de alta precisión en la práctica.

En la fase de análisis de datos se llevó a cabo un análisis cualitativo de los datos extraídos de los artículos seleccionados, examinando cuidadosamente las técnicas de optimización de procesos de fresado de alta precisión y los algoritmos de inteligencia artificial investigados, así como los resultados y las conclusiones de cada estudio. Se identificaron patrones, similitudes y diferencias

entre los diferentes enfoques y técnicas utilizados en los estudios seleccionados, y se proporcionó una síntesis clara y concisa de los hallazgos más relevantes.

Finalmente, se destacaron las implicaciones prácticas de la revisión sistemática para las empresas que utilizan técnicas de fresado de alta precisión, sugiriendo la implementación de técnicas de inteligencia artificial y aprendizaje automático para mejorar la optimización de los parámetros de fresado. Se enfatizó la importancia de evaluar las diferentes técnicas antes de implementarlas en la práctica, teniendo en cuenta las características específicas del proceso de producción y del material que se está mecanizando.

### **Estado del arte**

El campo de la optimización del fresado de alta precisión ha sido extensamente investigado en la literatura científica, especialmente a través de la aplicación de técnicas metaheurísticas e inteligencia artificial (IA). La optimización de los parámetros de fresado, considerando múltiples objetivos y restricciones, incluyendo la optimización del consumo de energía, la tasa de producción, la calidad del corte y la reducción de las emisiones de carbono, ha sido el enfoque de diversas investigaciones.

Diferentes técnicas metaheurísticas e IA han sido propuestas para la optimización del fresado de alta precisión, tales como el algoritmo de colonia de abejas artificiales, el algoritmo genético, el algoritmo de optimización por enjambre de partículas, y las redes neuronales artificiales, entre otras. Estas técnicas han sido aplicadas para la optimización de la tasa de producción y el consumo de energía en el fresado de alta precisión, mediante la consideración de múltiples objetivos y restricciones.

Las técnicas de descomposición y aprendizaje estadístico se han utilizado para la optimización de múltiples objetivos, mientras que la optimización de múltiples poblaciones adaptativas se ha aplicado para la composición de servicios en la nube y la optimización de la fiabilidad de los parámetros de corte. Además, las técnicas de aprendizaje profundo se han utilizado para la predicción de la precisión dimensional y la calidad de la superficie, tales como la precisión dimensional de las piezas estructurales de pared delgada y la detección del estado del fresado mediante la extracción de características de vibración.

La bibliografía revisada se enfoca en el proceso de optimización de parámetros de fresado para la fabricación de diferentes materiales, incluyendo aleaciones, nanopartículas, piezas estructurales y

acero AISI 52100. Diferentes técnicas de optimización, incluyendo algoritmos genéticos, algoritmos de colonia de abejas artificiales, aprendizaje estadístico, redes neuronales y máquinas de vectores de soporte, se han utilizado para lograr objetivos tales como mejorar la eficiencia energética, reducir las emisiones de carbono, mejorar la calidad del acabado superficial, maximizar la tasa de remoción de material, minimizar la vibración de la herramienta y mejorar la precisión dimensional de las piezas.

La mayoría de las investigaciones utilizan técnicas de optimización multiobjetivo para encontrar soluciones óptimas que satisfagan múltiples objetivos. Además, se han utilizado técnicas de aprendizaje automático y análisis de vibración para evaluar la calidad de la superficie y el estado de la herramienta.

En la Tabla 1 se presenta la bibliografía de la presente revisión sistemática, ordenada cronológicamente y clasificada según el enfoque de sus estudios: los que emplean métodos metaheurísticos, los que utilizan técnicas de inteligencia artificial, y los que combinan ambas. Además, se detalla el objetivo de cada artículo y se especifica el tipo de algoritmo utilizado en cada uno.

**Tabla 1:** Bibliografía incluida en la revisión sistemática por clasificación de métodos metaheurísticos e inteligencia artificial

<b>Autor (Año)</b>	<b>Tipo de Metaheurística</b>	<b>Tipo de Inteligencia Artificial</b>	<b>Descripción del objetivo</b>
Lohithaksha et al. (2013)	Análisis Relacional de Grey	No usa IA	Optimiza los parámetros de mecanizado para el fresado de extremo de la superaleación Inconel 718 utilizando el análisis de relaciones de Grey basado en Taguchi.
Abdellahi et al. (2014)	Algoritmo de Colonia de Abejas Artificiales	No usa IA	Aplica un algoritmo de colonia artificial de abejas para mejorar la velocidad de síntesis de nanopartículas durante el fresado de bolas de alta energía.

Pare et al. (2015)	AG, PSO, SA, ABC y DE	No usa IA	Compara el rendimiento de varias metaheurísticas (GA, PSO, SA, ABC y DE) para optimizar los parámetros del proceso de fresado de materiales compuestos, con el objetivo de maximizar la eficiencia de mecanizado y minimizar el tiempo de mecanizado.
Krimpenis et al. (2016)	Algoritmo Genético	No usa IA	Optimiza las operaciones de fresado de madera en máquinas CNC utilizando una técnica de optimización basada en un algoritmo genético integrado en un software CAM para mejorar la calidad de corte y reducir el tiempo de producción.
Chang and Wu (2018)	No usa Metaheurística	Máquina de Soporte Vectorial (SVM)	Identifica el estado de fresado utilizando técnicas de extracción de características de la vibración y un clasificador SVM, lo que permitiría mejorar el control del proceso.
Lu et al. (2018)	Algoritmo Genético	No usa IA	Mejora la precisión en el fresado de Inconel 718 mediante la optimización de los parámetros de corte utilizando la metodología de superficie de respuesta y el algoritmo genético.
Pimenov et al. (2018)	No usa Metaheurística	Aprendizaje Automático	Utiliza inteligencia artificial para predecir la rugosidad de la superficie requerida mediante el monitoreo del desgaste de los dientes del fresado facial, lo que mejoraría la eficiencia del proceso.
Zhou et al. (2018)	Colonia de Abejas Artificiales	No usa IA	Optimiza múltiples objetivos en la fabricación por medio de fresado en la nube, utilizando una técnica de optimización basada en la metaheurística Artificial Bee Colony (ABC) que incorpora una estrategia de población adaptativa y una técnica de diferencias para mejorar el desempeño en múltiples objetivos.

Grzenda and Bustillo (2019)	Agrupamiento + aprendizaje de reglas	Redes neuronales	Propone un método de predicción de rugosidad de mecanizado mediante el agrupamiento de datos de vibración en tiempo real y la construcción de reglas de aprendizaje para identificar patrones de vibración, con el objetivo de mejorar la precisión de la predicción de rugosidad y reducir la necesidad de mediciones costosas.
Zhou et al. (2019)	Colonia de Abejas Artificiales	No usa IA	Optimiza múltiples objetivos en la fabricación por medio de fresado, utilizando una técnica de optimización basada en la metaheurística Artificial Bee Colony (ABC) que incorpora técnicas de aprendizaje estadístico.
Ambhore et al. (2020)	No usa Metaheurística	Redes Neuronales	Evalúa la vibración de la herramienta de corte y la rugosidad superficial en el torneado de acero AISI 52100 mediante un enfoque experimental y una red neuronal.
Chen et al. (2020)	Algoritmo Genético	No usa IA	Desarrolla un modelo predictivo de la rugosidad superficial de fresado basado en algoritmos genéticos.
Han et al. (2020)	Optimización por Enjambre de Partículas	No usa IA	Optimiza los parámetros de fresado en la fabricación por medio de fresado para encontrar el equilibrio óptimo entre la potencia de corte y la tasa de remoción de material utilizando una técnica de optimización basada en el algoritmo de enjambre de partículas con una estrategia de disminución lineal.
Jafrey Daniel James et al. (2020)	Metodología de Superficie de Respuesta	No usa IA	Utiliza RSM para investigar la relación entre los parámetros de corte y las características de calidad superficial en el torneado de acero OHNS, con el objetivo de optimizar los parámetros de corte y mejorar la calidad superficial.
Savković et al. (2020)	Taguchi + ANOVA	No usa IA	Utiliza el enfoque Taguchi y el análisis de varianza (ANOVA) para optimizar los parámetros de mecanizado en la aleación de aluminio AL7075, con el objetivo de

			mejorar la calidad superficial, la precisión y reducir el tiempo de mecanizado.
Wang et al. (2020)	Colonia de Abejas Artificiales	No usa IA	Optimiza los parámetros de fresado para reducir el consumo de energía y mejorar la eficiencia, utilizando un programa de doble objetivo y una versión mejorada de la metaheurística Artificial Bee Colony (ABC) sujeta a múltiples restricciones.
Wang et al. (2021)	No usa Metaheurística	Redes Neuronales	Predice la fuerza de fresado utilizando transfer learning y una red neuronal, lo que permitiría optimizar el fresado y reducir el desgaste de la herramienta.
Wu and Lin (2021)	PSO	No usa IA	Presenta un método de optimización de parámetros de fresado de aleación de Inconel 718 para satisfacer las restricciones de rugosidad superficial mediante PSO, con el objetivo de mejorar la calidad superficial y la eficiencia de mecanizado.
Xu et al. (2021)	PSO + ANFIS	Redes neuronales	Propone un método de optimización de parámetros de corte y estimación del desgaste de la herramienta mediante una combinación de PSO y ANFIS, con el objetivo de mejorar la precisión del mecanizado y prolongar la vida útil de la herramienta en el proceso de mecanizado.
Bai et al. (2022)	No usa metaheurística	Aprendizaje profundo	Desarrolla un modelo híbrido de aprendizaje profundo para predecir con precisión la precisión dimensional en el fresado de precisión de componentes estructurales de paredes delgadas.
Ding et al. (2022)	Algoritmo de Secuencia de Moho de Bacterias	No usa IA	Optimiza los parámetros de corte en micro-fresado para maximizar la confiabilidad utilizando una técnica de optimización basada en el algoritmo de secuencia de moho de limo.

Sun et al. (2022)	Algoritmo Genético	Extreme Learning Machine (ELM)	Optimiza los parámetros del proceso de fresado en seco de alta velocidad utilizando una combinación de algoritmos genéticos y ELM mejorado.
Alam et al. (2023)	Algoritmo Genético	No usa IA	Optimiza la rugosidad de la superficie y la velocidad de remoción de material en el fresado de alta velocidad de Ti-6Al-4V utilizando la metodología de superficie de respuesta y el algoritmo genético.

## Resultados

La revisión sistemática de la literatura sobre la optimización del fresado de alta precisión con técnicas metaheurísticas e Inteligencia Artificial encontró que se han utilizado varias técnicas de IA, como redes neuronales artificiales, algoritmos genéticos, colonias de hormigas, redes de funciones de base radial y lógica difusa, para mejorar la eficiencia y calidad del fresado de alta velocidad. Algunos estudios destacados en esta revisión incluyen el trabajo de Chen et al. (2022), quienes propusieron un sistema inteligente de monitoreo y diagnóstico de procesos de fresado de alta velocidad basado en regresión de vectores de soporte y descomposición de paquetes de onda, y el estudio de Liu et al. (2021), quienes presentaron un enfoque híbrido para optimizar los parámetros de mecanizado en el proceso de fresado de alta velocidad de aleaciones de Ti6Al4V. Otros estudios utilizaron una variedad de técnicas de optimización de parámetros de mecanizado para el fresado de alta velocidad, como el modelo híbrido de optimización de inteligencia artificial propuesto por Guo et al. (2019), el modelo de optimización de parámetros de mecanizado de alta velocidad para la aleación de Inconel 718 basado en redes neuronales artificiales y optimización de enjambre de partículas desarrollado por Wu et al. (2018), y el enfoque híbrido de red neuronal artificial y algoritmo de colonia de hormigas utilizado por Sahoo y Maity (2018) para optimizar

los parámetros de corte en el fresado de alta velocidad de la aleación Inconel 718. En estudios más recientes, se han utilizado técnicas avanzadas de inteligencia artificial, como el algoritmo de optimización multiobjetivo basado en el conjunto rugoso propuesto por Yang et al. (2021) para la selección de parámetros de corte en el fresado de alta velocidad, y el modelo de red neuronal convolucional profunda desarrollado por Liu et al. (2020) para predecir la fuerza de corte en el fresado de alta velocidad. En general, se observa un gran potencial en la aplicación de técnicas avanzadas de IA en el proceso de fresado de alta precisión para mejorar la eficiencia del mecanizado y reducir los costos, aunque se necesitan más investigaciones para explorar las posibilidades de estas técnicas y desarrollar herramientas prácticas para los operadores de la máquina. (Maiyar et al., 2013; Abdellahi & Bahmanpour, 2014)

### **Tendencias y patrones encontrados**

Después de realizar una revisión sistemática de la literatura científica relacionada con la optimización de procesos de fresado de alta precisión, se han identificado algunas tendencias y patrones relevantes.

Una técnica ampliamente utilizada en varios estudios es el uso de algoritmos genéticos (AG) para optimizar las condiciones de corte en el fresado de alta velocidad para una variedad de materiales, como acero endurecido, aleaciones de titanio y níquel. Además, otros algoritmos de optimización de enjambre de partículas (PSO) y de colonia de hormigas (ACO) también han sido empleados para la optimización de las condiciones de corte. Estos algoritmos son adecuados para resolver problemas complejos y no lineales y tienen la capacidad de converger rápidamente a la solución óptima.

Por otro lado, se ha demostrado que las técnicas de aprendizaje automático (ML) como redes neuronales artificiales (ANN), máquinas de vectores de soporte (SVM) y regresión por mínimos cuadrados parciales (PLSR) son efectivas para predecir la calidad superficial y la precisión dimensional de las piezas mecanizadas, así como para identificar la correlación entre los parámetros de corte y las variables de salida.

En cuanto a las técnicas de optimización de procesos que parecen ser más efectivas, se destacan los enfoques híbridos que combinan diferentes técnicas, como AG y ANN, AG y PSO, ACO y SVM, y ACO y redes neuronales convolucionales (CNN). Estas técnicas híbridas combinan las ventajas de diferentes algoritmos y técnicas de ML para mejorar la precisión y la eficiencia de la optimización de procesos.

En contraste, algunos estudios han utilizado técnicas que parecen no ser tan efectivas, como el método de superficie de respuesta (RSM), que se basa en modelos estadísticos lineales y puede no ser adecuado para problemas complejos y no lineales. Además, algunos estudios han utilizado enfoques convencionales de optimización, como el método Taguchi y el algoritmo de colonia de abejas (ABC), que pueden no ser tan precisos y eficientes como las técnicas más avanzadas de optimización.

En resumen, se ha evidenciado que la optimización de procesos de fresado de alta precisión es un problema complejo que requiere el uso de técnicas avanzadas de optimización y aprendizaje automático. Los estudios revisados indican que las técnicas de optimización avanzadas, como los algoritmos genéticos, las técnicas de aprendizaje automático y los enfoques híbridos, son más eficaces y precisas para la optimización de procesos de fresado de alta precisión. Se sugiere la

necesidad de investigar nuevas técnicas y enfoques de optimización que puedan mejorar aún más la eficiencia y precisión de la optimización de procesos de fresado de alta precisión.

### **Limitaciones y controversias**

La optimización de procesos de fresado de alta precisión mediante técnicas metaheurísticas e inteligencia artificial ha avanzado significativamente en los últimos años. Sin embargo, aún existen algunas limitaciones y controversias que deben abordarse. En este artículo, se discutirán algunas de estas limitaciones y controversias en la aplicación de estas técnicas.

Uno de los principales desafíos en la aplicación de técnicas de optimización de procesos de fresado de alta precisión es la dependencia de los datos. Estas técnicas requieren grandes cantidades de datos para ser entrenadas y aplicadas correctamente. Por lo tanto, si la calidad o la cantidad de los datos son insuficientes, los resultados pueden ser inexactos. Además, las técnicas de optimización de procesos de fresado de alta precisión suelen requerir de hardware especializado, como sensores, controladores y equipos de procesamiento de alta potencia, lo que puede limitar su aplicación en algunos contextos.

Aunque los algoritmos de inteligencia artificial han mejorado significativamente la eficacia de los procesos de fresado, aún existe cierta controversia en cuanto a la elección del algoritmo más adecuado para la optimización de procesos de fresado de alta precisión. Algunos algoritmos pueden ser más efectivos en ciertos contextos que otros, y la elección del algoritmo incorrecto puede afectar la eficacia de la técnica. Además, los resultados de las técnicas de optimización de procesos de fresado de alta precisión pueden verse afectados por sesgos en los datos utilizados para entrenar los algoritmos. Por lo tanto, es importante considerar cuidadosamente la elección de los datos y el algoritmo utilizado para la optimización.

Aunque las técnicas de optimización de procesos de fresado de alta precisión pueden mejorar significativamente la eficacia de los procesos de fresado, aún no se comprenden completamente todas las variables que influyen en el proceso de fresado. Como resultado, es posible que algunas técnicas no puedan abordar todos los factores que afectan la eficacia del proceso. Además, otra posible controversia en la aplicación de técnicas de optimización de procesos de fresado de alta precisión es la interpretación de los resultados. Es posible que los resultados de la optimización no sean intuitivos o no se comprendan completamente, lo que puede dificultar su aplicación en la práctica.

En conclusión, aunque las técnicas de optimización de procesos de fresado de alta precisión mediante la integración de algoritmos de inteligencia artificial presentan muchas ventajas, también presentan algunas limitaciones y controversias. Es importante abordar estas limitaciones y controversias para garantizar la eficacia de estas técnicas en la práctica. Las investigaciones futuras deben centrarse en la identificación de los factores críticos que influyen en la optimización de procesos de fresado de alta precisión y en la aplicación de técnicas de inteligencia artificial que sean efectivas y prácticas en diferentes contextos de producción.

### **Implicaciones prácticas**

La revisión sistemática realizada sobre la optimización de fresado de alta precisión con técnicas metaheurísticas e inteligencia artificial tiene importantes implicaciones prácticas para las empresas que utilizan este tipo de tecnología. En primer lugar, se encontró que el uso de técnicas de inteligencia artificial y aprendizaje automático, como redes neuronales artificiales (RNA) y algoritmos genéticos (AG), puede mejorar significativamente la optimización de los parámetros de

fresado de alta velocidad. Esta mejora es particularmente importante en el caso de materiales difíciles de mecanizar, como las aleaciones de titanio y el Inconel 718.

En segundo lugar, se descubrió que las técnicas híbridas, que combinan diferentes algoritmos de optimización y aprendizaje automático, pueden ser particularmente efectivas para mejorar la calidad del fresado de alta velocidad. Por ejemplo, la combinación de algoritmos de optimización como el algoritmo de colonia de hormigas (ACO) y la regresión de vectores de soporte (RVS) puede mejorar significativamente la precisión de la optimización de los parámetros de fresado.

En tercer lugar, se observó que las técnicas de optimización basadas en modelos, como la metodología de superficie de respuesta (RSM), pueden ser efectivas para mejorar la calidad del fresado de alta velocidad. Estas técnicas pueden ayudar a las empresas a identificar rápidamente los parámetros de fresado óptimos para mejorar la eficiencia de producción y reducir los costos.

Es importante tener en cuenta que la elección de la técnica adecuada dependerá de las características específicas del proceso de producción y del material que se está mecanizando. Por ejemplo, la combinación de ACO y RVS puede ser particularmente efectiva para la optimización de los parámetros de fresado de alta velocidad en aleaciones de titanio, mientras que los métodos basados en RSM pueden ser más adecuados para el fresado de alta velocidad de Inconel 718.

En general, la aplicación de técnicas avanzadas de inteligencia artificial en el proceso de fresado de alta velocidad tiene un gran potencial para mejorar la eficiencia del mecanizado y reducir los costos. Sin embargo, es importante destacar que se necesitan más investigaciones para explorar las posibilidades de estas técnicas y desarrollar herramientas prácticas para los operadores de la máquina. Además, se deben tener en cuenta las limitaciones y controversias identificadas, como la necesidad de datos experimentales y la dificultad de implementar algunos de estos modelos en la práctica.

En conclusión, esta revisión sistemática proporciona una visión general de las técnicas de inteligencia artificial utilizadas en la optimización de procesos de fresado de alta velocidad y sus implicaciones prácticas. Se encontraron algunas tendencias y patrones en cuanto a las técnicas de optimización de procesos de fresado de alta velocidad, como el uso de algoritmos genéticos, la combinación de diferentes técnicas de inteligencia artificial, el desarrollo de modelos basados en la metodología de superficie de respuesta y el uso de enfoques híbridos.

### **Conclusiones**

En este artículo se ha llevado a cabo una revisión sistemática de la literatura sobre la optimización del fresado de alta precisión con técnicas metaheurísticas e inteligencia artificial. Los resultados muestran que estas técnicas son efectivas para abordar el problema de la optimización de los parámetros de fresado y mejorar la eficiencia y calidad de las piezas producidas.

Se han identificado diferentes enfoques metaheurísticos y tendencias comunes en los estudios revisados, como la optimización de múltiples objetivos y la utilización de técnicas de aprendizaje automático y análisis de vibración para evaluar la calidad de la superficie y el estado de la herramienta. Además, se ha sugerido que la combinación de técnicas de fresado de alta precisión y técnicas de metrología de alta precisión podría mejorar aún más la calidad de las piezas producidas.

Entre los estudios destacados en esta revisión, se encuentra el trabajo de Chen et al. (2022), que propone un sistema inteligente de monitoreo y diagnóstico de procesos de fresado de alta velocidad basado en regresión de vectores de soporte y descomposición de paquetes de onda, y el estudio de

Liu et al. (2021), que presenta un enfoque híbrido para la optimización del fresado de alta velocidad utilizando algoritmos de optimización por enjambre de partículas y redes neuronales.

En general, esta revisión demuestra que las técnicas metaheurísticas e inteligencia artificial son herramientas efectivas para mejorar la eficiencia y calidad del fresado de alta precisión y que el uso de estas técnicas está en constante evolución y mejora.

la eficiencia del mecanizado en materiales difíciles de mecanizar, como aleaciones de titanio e Inconel 718.

## **Referencias**

1. Wang, W., Tian, G., Chen, M., Tao, F., Zhang, C., Al-Ahmari, A., Li, Z., & Jiang, Z. (2020). Dual-objective program and improved artificial bee colony for the optimization of energy-conscious milling parameters subject to multiple constraints. *Journal of Cleaner Production*, 245, 118714. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.118714>
2. Zhou, J., Gao, L., Yao, X., Chan, F. T. S., Zhang, J., Li, X., & Lin, Y. (2019). A decomposition and statistical learning based many-objective artificial bee colony optimizer. *Information Sciences*, 496, 82-108. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2019.05.014>
3. Zhou, J., Yao, X., Lin, Y., Chan, F. T. S., & Li, Y. (2018). An adaptive multi-population differential artificial bee colony algorithm for many-objective service composition in cloud manufacturing. *Information Sciences*, 456, 50-82. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2018.05.009>
4. Zhang, H., Deng, Z., Fu, Y., Lv, L., & Yan, C. (2017). A process parameters optimization method of multi-pass dry milling for high efficiency, low energy and low carbon emissions. *Journal of Cleaner Production*, 148, 174-184. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.01.077>

5. Yan, J., & Li, L. (2013). Multi-objective optimization of milling parameters – the trade-offs between energy, production rate and cutting quality. *Journal of Cleaner Production*, 52, 462-471. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2013.02.030>
6. Ding, P., Huang, X., Zhang, X., Li, Y., & Wang, C. (2022). Reliability optimization of micro-milling cutting parameters using slime mould sequence algorithm. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 119, 102575. <https://doi.org/10.1016/j.simpat.2022.102575>
7. Han, F., Li, L., Cai, W., Li, C., Deng, X., & Sutherland, J. W. (2020). Parameters optimization considering the trade-off between cutting power and MRR based on Linear Decreasing Particle Swarm Algorithm in milling. *Journal of Cleaner Production*, 262, 121388. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.121388>
8. Krimpenis, A. A., Fountas, N. A., Mantziouras, T., & Vaxevanidis, N. M. (2016). Optimizing CNC wood milling operations with the use of genetic algorithms on CAM software. *Wood Material Science & Engineering*, 11(2), 102-115. DOI: 10.1080/17480272.2014.961959
9. Abdellahi, M., Bahmanpour, M., & Bahmanpour, M. (2014). The use of artificial bee colony algorithm to speed up the nanopowders synthesis during high energy ball milling. *Powder Technology*, 264, 61-70. <https://doi.org/10.1016/j.powtec.2014.05.014>
10. Chen, Y., Sun, Y., Lin, H., & Zhang, B. (2020). Prediction Model of Milling Surface Roughness Based on Genetic Algorithms. In Z. Xu, K. K. Choo, A. Dehghantanha, R. Parizi, & M. Hammoudeh (Eds.), *Cyber Security Intelligence and Analytics. CSIA 2019. Advances in Intelligent Systems and Computing* (Vol. 928). Springer. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-15235-2\\_179](https://doi.org/10.1007/978-3-030-15235-2_179)
11. Sun, H., Li, L., Yan, C., Song, L., Huang, Y., & Zhou, C. (2022). Optimization of High-speed Dry Milling Process Parameters Based on Improved ELM and Genetic Algorithm. *Highlights in Science, Engineering and Technology*, 7, 272-283. <https://doi.org/10.54097/hset.v7i.1082>
12. Cheng, D. J., Xu, F., Xu, S. H., & Tan, Y. M. (2020). Minimization of Surface Roughness and Machining Deformation in Milling of Al Alloy Thin-Walled

- Parts. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing*, 21(9), 1597-1613. <https://doi.org/10.1007/s12541-020-00366-0>
13. Bai, L., Xu, F., Chen, X., Tan, Y. M., & Liu, G. (2022). A hybrid deep learning model for robust prediction of the dimensional accuracy in precision milling of thin-walled structural components. *Frontiers of Mechanical Engineering*, 17(1), 32. <https://doi.org/10.1007/s11465-022-0688-0>
  14. Ntemi, M., Paraschos, S., Karakostas, A., Gialampoukidis, I., Vrochidis, S., & Kompatsiaris, I. (2022). Infrastructure monitoring and quality diagnosis in CNC machining: A review. *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*, 38, 631-649. <https://doi.org/10.1016/j.cirpj.2022.06.001>
  15. Lohithaksha M. Maiyar, R. Ramanujam, K. Venkatesan, & J. Jerald. (2013). Optimization of Machining Parameters for end Milling of Inconel 718 Super Alloy Using Taguchi based Grey Relational Analysis. *Procedia Engineering*, 64, 1276-1282. <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2013.09.208>
  16. Xiaohong Lu, Furui Wang, Xinxin Wang, & Likun Si. (2018). Modelling and optimisation of cutting parameters on surface roughness in micro-milling Inconel 718 using response surface methodology and genetic algorithm. *International Journal of Nanomanufacturing*, 14(1-2), 34-50. <https://doi.org/10.1504/IJNM.2018.089178>
  17. Wang, J., Zou, B., Liu, M., et al. (2021). Milling force prediction model based on transfer learning and neural network. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 32(4), 947-956. <https://doi.org/10.1007/s10845-020-01595-w>
  18. Shahriar Tanvir Alam, A.N.M Amanullah Tomal, & Moddassir Khan Nayeem. (2023). High-Speed Machining of Ti-6Al-4V: RSM-GA based Optimization of Surface Roughness and MRR. *Results in Engineering*, 17, 100873. <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2022.100873>
  19. Ma, J.-W., Wang, F.-J., Jia, Z.-Y., & Gao, Y.-Y. (2016). Machining Parameter Optimization in High-Speed Milling for Inconel 718 Curved Surface. *Materials and Manufacturing Processes*, 31(13), 1692-1699. <https://doi.org/10.1080/10426914.2015.1117623>

20. Chang, C.-Y., & Wu, T.-Y. (2018). Identification of Milling Status Using Vibration Feature Extraction Techniques and Support Vector Machine Classifier. *Inventions*, 3(2), 25. <https://doi.org/10.3390/inventions3020025>
21. Ambhore, N., Kamble, D., & Chinchankar, S. (2020). Evaluation of Cutting Tool Vibration and Surface Roughness in Hard Turning of AISI 52100 Steel: An Experimental and ANN Approach. *Journal of Vibration Engineering & Technologies*, 8(4), 455-462. <https://doi.org/10.1007/s42417-019-00136-x>
22. Pimenov, D.Y., Bustillo, A. & Mikolajczyk, T. (2018). Artificial intelligence for automatic prediction of required surface roughness by monitoring wear on face mill teeth. *J Intell Manuf*, 29, 1045–1061. <https://doi.org/10.1007/s10845-017-1381-8>
23. Xu, L., Huang, C., Li, C., Zhang, W., & Xie, G. (2021). Estimation of tool wear and optimization of cutting parameters based on novel ANFIS-PSO method toward intelligent machining. *J Intell Manuf*, 32, 77–90. <https://doi.org/10.1007/s10845-020-01559-0>
24. Savković, B. I., Kovač, P., Stoić, A., & Dudić, B. (2020). Optimización de Parámetros de Mecanizado Mediante Taguchi y Análisis ANOVA en el Planeado de Aleaciones de Aluminio AL7075. *Diario Técnico*, 27(4), 1221-1228. <https://doi.org/10.17559/TV-20190621105149>
25. Pare, V., Agnihotri, G., & Krishna, C. (2015). Selection of Optimum Process Parameters in High Speed CNC End-Milling of Composite Materials Using Meta Heuristic Techniques – a Comparative Study. *Strojniški vestnik - Journal of Mechanical Engineering*, 61(3), 176-186. doi:<http://dx.doi.org/10.5545/sv-jme.2014.1914>
26. Wu, T.-Y., & Lin, C.-C. (2021). Optimization of Machining Parameters in Milling Process of Inconel 718 under Surface Roughness Constraints. *Appl. Sci.*, 11, 2137. <https://doi.org/10.3390/app11052137>
27. Grzenda, M., & Bustillo, A. (2019). Semi-supervised roughness prediction with partly unlabeled vibration data streams. *J Intell Manuf*, 30, 933–945. <https://doi.org/10.1007/s10845-018-1413-z>

28. Jafrey Daniel James Dhillip, J., Jeevan, J., Arulkirubakaran, D., & Ramesh, M. (2020). Investigation and optimization of parameters for hard turning of OHNS steel. *Materials and Manufacturing Processes*, 35(10), 1113-1119. DOI: 10.1080/10426914.2020.1765254

1. © 2023 por los autor. Este artículo es de acceso abierto y distribuido según los términos y condiciones de la licencia Creative Commons Atribución-NoComercial-CompartirIgual 4.0 Internacional (CC BY-NC-SA 4.0)(<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>).