**Un método inteligente basado en el aprendizaje automático para la estimación del desgaste de la herramienta en el proceso de Brochado vertical**

**Ibon Holgado 1, Cristian Pérez-Salinas 2,3, Naiara Ortega 3, Luis Norberto López de Lacalle3**

**Ander del Olmo 1**

1Centro de Fabricación Avanzada Aeronáutica (CFAA), Universidad del País Vasco (UPV/EHU), España. Email: ibon.holgado@ehu.eus, ander.delolmo@ehu.eus

2Grupo de investigación e innovación en ingeniería mecánica – GI3M, Facultad de Ingeniería Civil y Mecánica, Universidad Técnica de Ambato, Ecuador. Email: cf.perez@uta.edu.ec

3 Grupo de Fabricación de alto rendimiento, Dpto. de Ingeniería Mecánica, Universidad del País Vasco (UPV/EHU), España. Email: naiara.ortega@ehu.eus, norberto.lzlacalle@ehu.eus

**Resumen**

En este trabajo se presenta un sistema de visión artificial para estimar automáticamente el desgaste de las herramientas de brochado. Mediante este sistema es posible evaluar la evolución del desgaste a diferentes condiciones de mecanizado y decidir cuándo una herramienta debe ser sustituida, garantizando la calidad de la pieza mecanizada y evitando la rotura catastrófica de la herramienta. Además, en este trabajo se discuten las ventajas del método propuesto frente a los tradicionales y ampliamente utilizados basados norma ISO 3685:1993, altamente influenciados por el operario. El método propuesto utiliza una novedosa técnica de segmentación del área de desgaste basado en inteligencia artificial Machine Learning, generando valores altamente reproducibles, ahorrando a los técnicos tareas intensivas en mano de obra y obteniendo valores con gran precisión. Los resultados muestran una gran relación entre los valores obtenidos por el método propuesto y los experimentales, con errores por debajo del 0.17% y 2.88% correspondientes al *MSE* y *MAE* respectivamente.

**Palabras clave:** *Machine Learning*, procesamiento de imágenes, desgaste, brochado, mecanizado

**Abstract**

This paper presents a reliable machine vision system for automatic estimation of broaching tool wear. By means of this system it is possible to evaluate the wear evolution at different machining conditions and to decide when a tool should be replaced, guaranteeing the quality of the machined part, and avoiding catastrophic tool breakage. In addition, this paper discusses the advantages of the proposed method over the traditional and widely used ISO 3685:1993-based methods, which are highly influenced by the operator. The proposed method uses a novel wear area segmentation technique based on artificial intelligence *Machine Learning*, discovering highly reproducible values, saving technician’s labor-intensive tasks, and obtaining values with high accuracy. The results show a high correlation between the values obtained by the proposed method and the experimental ones, with errors below 0.17% and 2.88% corresponding to the MSE and MAE respectively.

**Keywords:** Machine Learning, image processing, wear tool, broaching process, Random Forest

# Introducción

El nuevo concepto de la Industria 4.0 trata de introducir todos los avances tecnológicos en diferentes áreas a fin de aumentar las capacidades de producción, agilizando los procesos productivos y ayudando a los operarios a desarrollar sus trabajos. Una de las tecnologías existentes que representa grandes ventajas en la automatización de los procesos productivos es la visión artificial basada en inteligencia artificial [1].

Durante el proceso de mecanizado, la integridad de la herramienta es fundamental para garantizar el corte óptimo de material [2]. Por ello, los nuevos modelos de fabricación requieren un mecanizado inteligente para hacer frente a la dinámica, las variaciones del proceso y la complejidad. En este campo, los estudios relacionados con el desgaste de las herramientas de mecanizado son necesarios para conseguir piezas de alta calidad (superficial y dimensional). Muchos estudios recientes tratan de monitorizar el proceso de mecanizado considerando diferente información como por ejemplo el par [3], señales de vibración [1], señales acústicas [4] e imágenes del proceso [2] a fin de estimar el desgaste de la herramienta. Sin embargo, diversos estudios [1,2] indican que aún queda mucho que hacer ya que estimar el desgaste de la herramienta es una tarea difícil, siendo aún más compleja cuando las dimensiones de la herramienta son del orden de los micrómetros. Ejemplo de ello es el proceso de brochado. El brochado es un proceso de mecanizado utilizado en la fabricación de formas complejas, tanto internas como externas, requerido por muchos sectores industriales como la aeronáutica, automotriz y marina [3]. En los discos de las turbinas de los motores aeronáuticos, por ejemplo, se ranuran los “firtree”, donde tanto el nivel de integridad superficial y dimensional como el costo de fabricación son críticos. Por lo tanto, el interés y requerimiento de un control fiable de la integridad de la herramienta tiene mucha importancia en el proceso de brochado [2,5,6].

Un método ampliamente utilizado en estimar el desgaste de la herramienta de brochado es medir directamente el desgaste de flanco de forma tradicional según la norma ISO 3685:1993 [5]. Sin embargo este método resulta ser poco repetible, laborioso y subjetivo, debido a que depende del criterio y experticia del operario que lo realiza.

Muchos de los logros recientes de la inteligencia artificial en el progreso del desgaste de herramientas de corte se basan en *Machine Learning*. *Machine Learning (ML)* es un subcampo de la inteligencia artificial que permite a las máquinas aprender, mejorar y realizar una tarea específica utilizando datos del proceso. Las principales desventajas de las mediciones de desgaste manuales pueden ser superadas por las técnicas ML, las cuales generan valores altamente reproducibles, ahorrando a los técnicos tareas intensivas en mano de obra y pudiendo lograr valores con alta precisión.

Los algoritmos de *ML* pueden dividirse en tres categorías en función del sistema de aprendizaje y del tipo de datos de entrada. La primera categoría es el aprendizaje supervisado, en el que los algoritmos se entrenan para asignar entradas a las correspondientes salidas conocidas (proporcionadas por expertos humanos). La segunda es el aprendizaje no supervisado, que implica el proceso de desarrollar un modelo o una función sin introducir salidas conocidas. Este método se utiliza normalmente para encontrar patrones dentro de un gran conjunto de datos. Por último, está el aprendizaje por refuerzo, el proceso basado en recompensar los comportamientos deseados y/o penalizar los no deseados, permitiendo a la máquina ser capaz de cuantificar su rendimiento [1]. Estos algoritmos tratan de realizar dos tareas principales: la clasificación o *clustering*, en la que se separan los datos en clases específicas, y la regresión, en la que se busca una tendencia en los datos. Los diferentes métodos utilizados para lograr estas tareas determinarán el tipo de algoritmo utilizado, como por ejemplo *Support Vector Machines (SVM)*,*Random Forest RF, k-nearest neighbors*, etc [1].

En este trabajo se propone un método de brochado inteligente basado en la evaluación del desgaste de la herramienta mediante técnicas de procesamiento digital de imágenes. El método propuesto está basado en una clasificación de los píxeles de imágenes correspondientes al desgaste de la herramienta. Dicha clasificación se realiza mediante *ML*, Aprendizaje Supervisado utilizando uno de los algoritmos que mejores resultados ofrece en el campo del procesamiento digital de imágenes, *Random Forest* [1]. En el marco de este estudio se realizan ensayos añadidos en los que se comparan los resultados de medición tradicional mediante ISO 3685:1993 con los resultados de predicción obtenidos por el algoritmo *RF*.

# Metodología

En este apartado se detalla el proceso llevado a cabo durante el desarrollo del estudio. Este proceso se inicia con los ensayos de brochado bajo condiciones controladas para posterioermente realizar mediciones de desgaste de flanco bajo el proceso tradicional y aplicación de *ML* (Figura 1). Finalmente se comparan los resultados de los dos procedimientos y los errores de predicción.

Diagrama

Descripción generada automáticamente

**Figura 1**. Esquema del estudio planteado para la medición del desgaste de flanco en brochas. Fuente: Elaboración propia.

## Ensayos de brochado

En la Figura 2 se ilustra el experimento. La pieza mecanizada fue un disco de turbina de Ø500 mm de diámetro y 34 mm de Inconel 718. El montaje experimental se realizó sobre una brochadora vertical EKIN donde la herramienta queda fija y el movimiento lo realiza la pieza. Este equipo consta de dos motores de accionamiento eléctrico los cuales permiten una velocidad máxima de corte de 40 m/min, siempre que no se superen una fuerza máxima de 70 kN. La herramienta utilizada fué una brocha de Carburo de Tugsteno sin recubrimiento de 18 dientes y grado S10 (Co 10%, tamaño de grano 0,8 μm).

Diagrama

Descripción generada automáticamente**Figura 2**. Obtención de imágenes de desgaste de brochas en el mecanizado de firtrees en discos. Fuente: Elaboración propia

En el método propuesto, en primer lugar se capturaron las imágenes de los filos de la herramienta (cada 5 ciclos de brochado) mediante una cámara de lente telecéntrica, fuente de luz led, y un software comercial de captura de imágenes integrado. Este sistema de captura de imágenes se montó sobre la máquina con un soporte que permitió restringir su movimiento, fijando la toma de imágenes a una distancia y condiciones similares para cada filo de la brocha.

La capacidad de adquisición de la cámara instalada fué de 5 Mpixels. Sin embargo, se eligió un tamaño de imágenes (1280x1024 = 1310720 píxeles) uniforme para un tratamiento sistemático de las mismas con el menor tiempo de computación.

## Medición de desgaste de flanco por método ISO 3685

Una vez capturadas las imagenes, se procedió a medir el desgaste de flanco de forma tradicional según la norma ISO 3685:1993. ‎Esta norma ISO especifica los procedimientos recomendados para las pruebas de la vida útil de las herramientas de HSS, carburo cementado y herramientas de torneado de cerámica. Además, establece especificaciones sobre: fluido de corte, condiciones de corte, equipo, evaluación del desgaste y la vida útil de la herramienta; así como, los procedimientos de prueba y el registro, evaluación y presentación de resultados, entre otros detalles.‎ Las normas como ISO8688-1 e ISO8688-2 [6,7], tambien presentan una guía para describir el desgaste de manera similar, identificando el desgaste crítico (desgaste máximo aceptable de la herramienta).

Según [3,5,8–10], al mecanizar con herramientas de cara plana, el desgaste del flanco (VB) o el desgaste del cráter (KT) son considerados como parámetros principales de medida de desgaste de la herramienta. De esta manera, el procedimiento de medida del desgaste de flanco según la norma ISO 3685 es comunmente aplicado en el proceso de brochado, dada la geometría de la brocha, su material constituyente (Carburo de Tugsteno) y la forma de crecimiento de desgaste (Figura 3).

Diagrama, Escala de tiempo

Descripción generada automáticamente

**Figura 3**. Medición del desgaste de flanco según Norma ISO 3685:1993. Fuente: Elaboración propia.

## Predicción de desgaste de flanco por Visión Artificial

El proceso de predicción del degsate de flanco por visión artificial se muestra en la Figura 4. Tras varias pruebas preliminares, se determinó en primer lugar el ángulo de obtención de imágenes que mejor representaba la verdadera magnitud del desgaste de flanco.

Como estás imágenes fueron obtenidas durante el proceso, fue necesario realizar una máscara o delimitar una región de interés (ROI) de las imágenes para eliminar del procesamiento el ruido o destellos provocados por la taladrina y viruta, efectos que pueden inducir a errores en la predicción. En la figura 5 se muestran los pasos del proceso automático de la obtención del ROI de la zona de desgaste en las imágenes. Este método funcionó en el 100% de las imágenes testadas.

Este proceso automático se basa principalmente en operaciones morfológicas. En primer lugar se obtiene la imagen en escala de grises (Figura 5a), después se binariza la imagen mediante el método OTSU y se eliminan los píxeles que tocan los bordes (Figura 5b). Tras este paso, se ajusta un rectángulo a la geometría cerrada más grande (Figura 5c) y se obtienen los 4 puntos del borde. Finalmente se reduce el rectángulo en altura en un 70% y se amplía en 10 píxeles en la base, para asegurar contener la zona de desgaste en todas las imágenes evaluadas.

Diagrama

Descripción generada automáticamente

**Figura 4**. Método de aplicación de tratamiento de imágenes para estimación de desgaste. Fuente: Elaboración propia.

Una vez determinado el ROI, para la segmentación del desgaste de las herramientas, se implementó el método de la Figura 4 basado en *ML*.

La configuración del modelo de *ML* para el entrenamiento y la predicción del área de desgaste consistió en las siguientes operaciones:

1) Etiquetado: En primer lugar, el proceso de aprendizaje del modelo comenzó etiquetando manualmente 4 imágenes de dientes aleatorios sobre los 18 que conforman la herramienta de brochado. El etiquetado se llevó a cabo mediante APEER, una plataforma gratuita basada en la nube centrada en tareas de procesamiento de imágenes [11]. Tras varias pruebas experimentales se decidió etiquetar (clasificar) 4 grupos diferentes (pixeles desgaste, pixeles no gesgaste, pixeles taladrina y pixeles del fondo desenfocados), ya que más grupos implicaban mayor ruido en los pixeles correspondientes al desgaste. Solo se etiquetaron los píxeles que podían identificarse de forma fiable como la clase a la que pertenecen, como se muestra en la Figura 6a. El etiquetado se llevó a cabo por 3 técnicos expertos.



**Figura 5**. Imágenes obtenidas durante la delimitación del área de interés mediante operaciones morfológicas. Fuente: Elaboración propia.

2) Características: Las características son los valores de los píxeles de las imágenes tras ser filtrados digitalmente. En este estudio, se aplicaron 100 filtros diferentes de ecualización adaptativa del histograma con limitación de contraste (CLAHE), 50 filtros de paso alto, 2 filtros gaussianos (sigma 3 y 7) y 1 filtro median. El valor original de los píxeles de las imágenes también fue considerado como característica.

3) *Algoritmo Random Forest* (*RF*): Para la clasificación de los pixeles de las imágenes se utilizó el algoritmo de clasificación RF implementado en la biblioteca Scikit-learn de python, versión 1.0.2 [12]. El algoritmo *RF* combina los resultados de clasificación obtenidos por varios árboles de decisión. En primer lugar, se construyen algunos árboles de decisión utilizando un conjunto aleatorio de características para entrenar cada árbol. A continuación, los resultados de la clasificación de cada árbol para cada píxel se denominan voto de clase y la asignación de cada clase (píxel desgaste, píxel no desgaste, etc) se determina por la mayoría de los votos de clase, tal y como se muestra en la Figura 7.

Interfaz de usuario gráfica

Descripción generada automáticamente con confianza media

a)

Interfaz de usuario gráfica

Descripción generada automáticamente

b)

**Figura 6**. Etiquetado de imágenes. Fuente: Elaboración propia

En todos los árboles de decisión, el primer nodo corresponde al valor original del píxel, los nodos intermedios a las características y finalmente el valor de la etiqueta a la predicción. El número de arbóles utilizados en cada predicción fue de 100. Se puede encontrar más información sobre el algoritmo en [8].

4) Predicción: Una vez creado el modelo de *RF*, se predicen las nuevas imágenes extrayendo las mismas características que en las anteriores, solo que al contrario de la fase de entrenamiento, el valor de la etiqueta es desconocido (es la que hay que predecir).

Diagrama

Descripción generada automáticamente

**Figura 7**. Arquitectura del algoritmo *Random Forest*. Fuente: Elaboración propia

La ecuación (1), permite la predicción final [13].

|  |  |
| --- | --- |
|  | ***(Ec. 1)*** |

## Rendimiento de predicción

Los rendimientos de muchos tipos de algoritmos de *IA* (Ej. *support vector machine (SVM), Random-Forest (RF), Gaussian process regression (GPR), shallow neural network (SNN), deep neural network (DNN)*) se pueden estimar comparando un conjunto de datos experimentales o una referencia de estos con los resultados de predicción. Unas métricas comparativas muy utilizadas son conocidas como Error absoluto Medio y Error Cuadrático Medio, por sus siglas en inglés (*MAE)* y (*MSE)* respectivamente. Para el presente trabajo se emplearón el *MAE* y *MAE* como métricas de evaluación de la precisión del modelo *ML.* Las ecuaciones (2) y (3) indican la determinación de las métricas mencionadas:

|  |  |
| --- | --- |
|  | ***(Ec. 2)*** |

|  |  |
| --- | --- |
|  | ***(Ec. 3)*** |

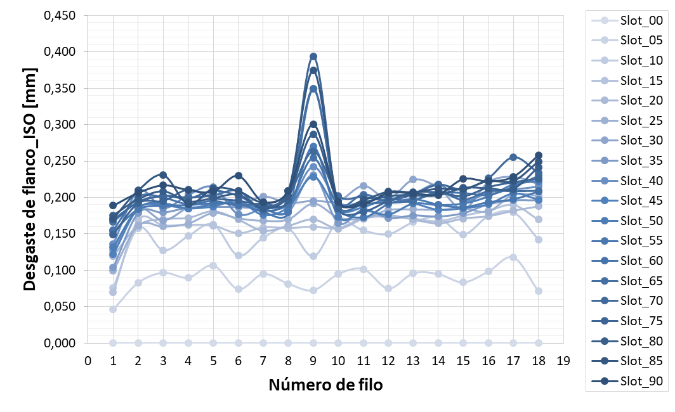
Donde, representa los valores experimentales obtenidos mediante el método tradicional basado en ISO 3685:1993 y los valores predichos mediante el modelo.

# Resultados y discusión

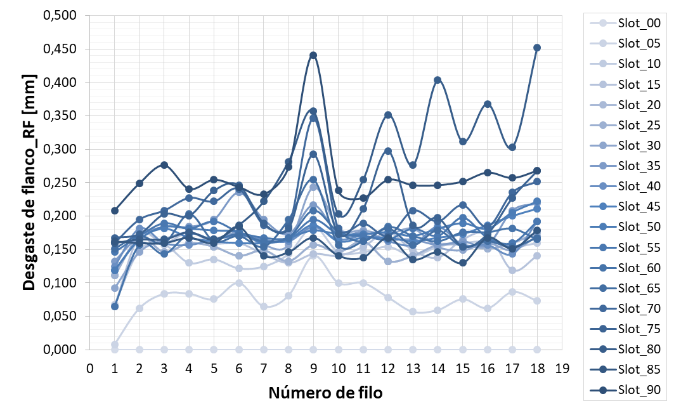
En este apartado se muestran los resultados de los ensayos de brochado, las mediciones de desgaste de flanco bajo proceso tradicional y los obtenidos por *Machine Learning*, para posteriormente compararlos y estimar la precisión de la predicción.

## Detección de desgaste de flanco

La figura 8 muestra el desgaste de la herramienta para todas las pasadas de mecanizado mediante los dos métodos planteados. Cada linea representa el desgaste de flanco por *slot* mecanizado. Se entiende como *slot* a las ranuras mecanizadas en el disco de turbina (Parte 5 de la Figura 2). En la figura 8a se muestra los resultados de las mediciones del desgaste de flanco mediante la norma ISO 3685. Se puede visualizar el crecimiento progresivo del desgaste a medida que aumenta el número de *slot* mecanizados. El resultado es coherente con la naturaleza del proceso, ya que cada filo de la herramienta corta una cantidad de materia difererne, debido a que la sección de viruta se reduce a lo largo de la herraeminta de manera progresiva. Por lo tanto, a pesar de que para el *slot* 90, cada filo de la herramienta ha cortado una longitud igual de material, como el area de sección es diferente, el desgaste que presenta cada uno de ellos también lo es.



a)



b)

**Figura 8**. Evolución de desgaste por *slot* a) medición por método ISO, b) medición por *Machine Learning*. Fuente: Elaboración propia

Tambien se puede observar que el desgaste no es uniforme en cada filo de la herramienta, notandose un mayor desgaste de flanco en el filo número 9. En las fotografías de la figura 10a, se observa un ejemplo de ello. Esta anomalo desarrollo de desgaste se inicia en el *slot* 25 aumentando progresivamente hasta llegar al *slot* final número 90. El desgaste irregular de un filo puede ser debido a fallos en el diseño de la herramienta como ángulo de incidencia no óptimo, aristas desafiladas, desgaste adhesivo en el filo, entre otros efectos que no son objetivo de este trabajo. Sin embargo, el algoritmo de *ML* es capaz de detectarlo.

Por otra parte, los resultados de medición de desgaste mediante *ML* se muestran en la Figura 8b. Se puede notar que la tendencia de crecimiento de desgaste de flanco es similar al obtenido por la medición manual basada en ISO3685, incluso detectando el particular crecimiento de desgaste del filo 9.

Una de las variable de salida que permite obtener el modelo propuesto es la detección y dimensionamiento del área detectada, al contrario que el método manual ISO3685. En la figura 9 de muestra el area de desgaste por número de *slot*. Se puede notar que el area de desgaste de flanco es creciente, siguiendo la tendencía marcada por las medidas lineales analizadas anterormente, evidenciando el buen rendimiento del modelo.

Imagen que contiene interior, cocina, tabla, rosa

Descripción generada automáticamente

**Figura 9**. Crecimiento del área de desgaste de flanco en el filo de corte. Fuente: Elaboración propia

Por otro lado, en la figura 10a se aprecia como el desgaste de los filos 9 y 18 (zona pintada de color rosa en las imágenes) es mayor que en los demas filos. Sin embargo, el desgaste del filo 9 se intensifica mucho más que el del filo 18 por *slot*. Esto se evidencia por la zona sombreda (banda de intervalo de confianza) que sigue la misma trayectoria que la linea promedia de desgaste.

Gráfico

Descripción generada automáticamente

a)

Gráfico, Gráfico de líneas

Descripción generada automáticamente

b)

**Figura 10**. Resultados de desgaste de flanco obtenido por Machine Learning, a) por cada filo de la herramienta, b) según cada *slot*. Fuente: Elaboración propia

En la Figura 10b, sin embargo, pese a que cada linea de progreso de desgaste la misma tendencia, se identifica que en el *slot* 80 y *slot* 85 las línea de progreso de desgaste presentan bifurcasiones fuertes que se alejan de la tendencia e intervalo de confianza del método ISO. Esto se debe a los ruidos intensos en las imágenes capturadas de *slots* mencionados.

Gráfico, Gráfico de líneas

Descripción generada automáticamente

**Figura 11**. Desarrollo del desgaste medido por ISO 3685 y algoritmo Random Forest. Fuente: Elaboración propia

Para una mejor visualización, la Figura 11 muestra las lineas de crecimiento promedio del desgaste de flanco por los dos métodos aplicados, donde se aprecia la bifurcación explicada anteriormente con mayor claridad.

## Comparación entre métodos evaluados

Al comparar los resultados de las mediciones de los dos métodos se logró un MSE de 0.17% y MSA de 2.88%. Estos resultados son buenos indicadores de la precisión del algoritmo *RF* (Figura 11). A pesar de que en ciertos grupos de imágenes adquiridas existía ruido por las condiciones de la operación de brochado, el algoritmo fue capaz de medir el desgaste de flanco con bastante similitud a los resultados del método tradicional, en mucho menos tiempo y de manera automáitca. Por lo tanto, viabiliza su aplicación en procesos industriales de monitorización. Además, se puede resaltar la ventaja de el nuevo método, ya que el algoritmo permite la obtención del area de desgaste.

El área de desgaste es una indicador más real y permite valorar de una manera mas precisa el desarrollo de desgaste en la superficie de incidencia del filo de la herramienta. En la figura 12 se puede ver las métricas obtenidas en el presente estudio, donde *VB* se define en la norma ISO3685 como desgaste de flanco. Además el desgaste de flanco y el área de desgaste obtenidos por el algoritmo *RF* tienen relación directa y la tendencia de del progreso de desgaste tiene gran similitud enter métodos. En consecuencia estas dos métricas se considran útiles a la hora de valorar el crecimiento de desgaste de flanco en la herramienta de brochado.

Gráfico, Gráfico de líneas

Descripción generada automáticamente

**Figura 12**. Métricas de desgaste obtenidas de los métodos aplicados. Fuente: Elaboración propia

# Conclusiones

En este artículo, se evaluó el desgaste de flanco en los filos de la herramienta en la operación de brochado utilizando dos métodos: un método tradicional bajo norma ISO 3685:1993 y por medio de un algoritmo de aprendizaje automático *Random Forest (RF).* El rendimiento del algoritmo se evaluó en un conjunto de datos (capturas de imágenes de la zona de desgaste de una brocha) adquiridas en ensayos de brochado. El rendimiento fue determinado mediante el MSE y MSA ofreciendo valores de 0.17% y 2.88% respectivamente. Por ello se concluye que el algoritmo *Random Forest* tiene potencial utilidad para evaluar el desarrollo de desgaste de flanco en la herramienta de brochado.

Es conocido que en función del etiquetado la precisión e indicadores del modelo mejoran. No obstante en este estudio se concluye que con el etiquetado de 4 imágenes de las 18 que confirman la herramienta de brochado, una densidad elevada de etiquetado (un 5% de los pixeles de la imagen), y con 4 clases difernetes es suficiente para obtener unos resultados repetibles y fiables del desgaste de herramienta.

A pesar de no haber sido demostrado en este estudio, el método de *Machine Learning* podría ser trasladado a entornos industriales e implementarse en robots colaborativos, aumentando el nivel de automatización de los procesos productivos y facilitando el proceso de la monitorización del desgaste monitoreo de desgaste y toma de decisiones.

En el futuro, se realizará una comparación del rendimiento del algoritmo *Random Forest* con otros algoritmos de tratamiento de imágenes de basados en *ML*. Además se tratará de extender el aprendizaje a otros fenómenos de desgaste como son el cráter y el astillado. Finalmente se tratará de emplear el modelo que ofrezca mayor rendimiento en tiempo real.

# Agradecimientos

Esta investigación ha sido financiada por el grupo IT1573-22 del Gobierno Vasco y la subvención PID2019-109340RB-I00 financiada por MCIN/AEI/ 10.13039/501100011033 y PDC2021-121792-I00.

Asimismo agradecer al aula AIMS por el apoyo en la aplicación de algoritmos avanzados, así como al GV por su apoyo en el proyecto Opticed Elkartek.

Los modelos de datos se desarrollaron con la ayuda del proyecto (QUOLINK) Ministerio de Ciencia e Innovación 2021, y los tratamientos del filo por los medios del proyecto MICINN PDC2021-121792-I00.

Se agradece a la Universidad Técnica de Ambato por el apoyo a la investigación.

# Referencias

[1] D.H. Kim, T.J.Y. Kim, X. Wang, M. Kim, Y.J. Quan, J.W. Oh, S.H. Min, H. Kim, B. Bhandari, I. Yang, S.H. Ahn, Smart Machining Process Using Machine Learning: A Review and Perspective on Machining Industry, International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Green Technology 2018 5:4. 5 (2018) 555–568. https://doi.org/10.1007/S40684-018-0057-Y.

[2] L. Fernández-Robles, L. Sánchez-González, J. Díez-González, M. Castejón-Limas, H. Pérez, Use of image processing to monitor tool wear in micro milling, Neurocomputing. 452 (2021) 333–340. https://doi.org/10.1016/J.NEUCOM.2019.12.146.

[3] A. del Olmo, L.N. López de Lacalle, G. Martínez de Pissón, C. Pérez-Salinas, J.A. Ealo, L. Sastoque, M.H. Fernandes, Tool wear monitoring of high-speed broaching process with carbide tools to reduce production errors, Mechanical Systems and Signal Processing. 172 (2022) 109003. https://doi.org/10.1016/J.YMSSP.2022.109003.

[4] M. Elangovan, S.B. Devasenapati, N.R. Sakthivel, K.I. Ramachandran, Evaluation of expert system for condition monitoring of a single point cutting tool using principle component analysis and decision tree algorithm, Expert Systems with Applications. 38 (2011) 4450–4459. https://doi.org/10.1016/J.ESWA.2010.09.116.

[5] ISO - ISO 3685:1993 - Tool-life testing with single-point turning tools, (n.d.). https://www.iso.org/standard/9151.html (accessed June 1, 2022).

[6] ISO - ISO 8688-1:1989 - Tool life testing in milling — Part 1: Face milling, (n.d.). https://www.iso.org/standard/16091.html (accessed July 14, 2022).

[7] ISO - ISO 8688-2:1989 - Tool life testing in milling — Part 2: End milling, (n.d.). https://www.iso.org/standard/16092.html (accessed July 14, 2022).

[8] Tool Life Testing with Single - Point Turning Tools - ASME, (n.d.). https://www.asme.org/codes-standards/find-codes-standards/b94-55m-tool-life-testing-single-point-turning-tools/1985/drm-enabled-pdf (accessed June 1, 2022).

[9] C. Rubenstein, An Analysis of Tool Life Based on Flank-Face Wear—Part 2: Comparison of Theory With Experimental Observations, Journal of Engineering for Industry. 98 (1976) 227–232. https://doi.org/10.1115/1.3438824.

[10] J. Loizou, W. Tian, J. Robertson, J. Camelio, Automated wear characterization for broaching tools based on machine vision systems, Journal of Manufacturing Systems. 37 (2015) 558–563. https://doi.org/10.1016/J.JMSY.2015.04.005.

[11] APEER - automated image analysis, (n.d.). https://www.apeer.com/home/ (accessed July 14, 2022).

[12] Scikit-learn: Machine Learning in Python, https://jmlr.csail.mit.edu/papers/v12/pedregosa11a.html (accessed July 14, 2022).

[13] Wu, D., Jennings, C., Terpenny, J., Gao, R. X., & Kumara, S. (2017). A comparative study on machine learning algorithms for smart manufacturing: tool wear prediction using random forests. Journal of Manufacturing Science and Engineering, 139(7).