

# Evaluación óptica de la rugosidad superficial en piezas de madera procesadas mediante lijado robotizado

Fabián Iglesias Quilodrán<sup>1</sup>, Alfredo Aguilera León<sup>2</sup>, Arturo Padilla Bernedo<sup>1</sup>, Matías Madaf Poblete<sup>1</sup>,  
Eduardo Diez Cifuentes<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Departamento de Ingeniería Mecánica, Facultad de Ingeniería y Ciencias, Universidad de La Frontera, Temuco, Chile.  
Email: f.iglesias01@ufromail.cl; eduardo.diez@ufrontera.cl.

<sup>2</sup> Laboratorio de Productos Forestales, Instituto de Bosques y Sociedad, Facultad de Ciencias Forestales y Recursos Naturales, Universidad Austral de Chile, Valdivia, Chile.

## Resumen

La rugosidad superficial es una propiedad importante en la industria de manufactura para evaluar la calidad de sus productos luego de operaciones de acabado. Sin embargo, la evaluación de calidad superficial en productos de madera suele basarse en la inspección subjetiva de los operarios. En este estudio, se propone un método para estimar los parámetros de rugosidad a través de la aplicación de algoritmos en imágenes de piezas de madera procesadas mediante lijado robotizado. Para ello se utiliza un método híbrido basado en la obtención de características usando la matriz de coocurrencia, aplicada en imágenes procesadas con algoritmos de detección de bordes. Las características son evaluadas por medio de una correlación con parámetros de rugosidad superficial. En los resultados se obtienen correlaciones altas, lo que constituye un primer paso en la implementación del método propuesto en sistemas de inspección para la evaluación óptica de la rugosidad en productos de madera.

**Palabras clave:** lijado robotizado; madera; rugosidad superficial; visión artificial.

## Abstract

Surface roughness is an important property in manufacturing industry to assess the quality of its products after finishing operations. However, the evaluation of surface quality in wood products is usually based on the subjective inspection of the operators. In this study, we propose a method to estimate roughness parameters through the application of algorithms on images of wood parts processed by robotic sanding. For this purpose, we use a hybrid method based on features using the co-occurrence matrix, applied on images processed with edge detection algorithms. The features are evaluated by correlation with surface roughness parameters. From the results, high correlations are obtained, which constitutes a first step in the implementation of the proposed method in inspection systems for optical roughness measurement of wood products.

**Keywords:** robotic sanding; wood; surface roughness; artificial vision.

## 1. Introducción

Actualmente se están llevando a cabo investigaciones que buscan automatizar la operación de lijado mediante el uso de robots industriales. Devine [1] desarrolló un control basado en la tasa de remoción de material para una lijadora robótica teleoperada destinada a la manufactura de paneles interiores de avión. Wen y Pagilla [2] crearon un marco de trabajo del control de trayectorias 3D para robots que realizan tareas de acabado. Pérez Ubeda *et al.* [3] estudiaron el

comportamiento del control de fuerza en un robot colaborativo para el lijado de distintos materiales.

Los avances en esta materia requieren profundizar en el conocimiento y modelado del proceso de lijado robotizado al considerar las condiciones de operación y las propiedades de la pieza que se está trabajando. En este sentido, al lijar piezas de madera existen dificultades al modelar la operación debido a la naturaleza del material. De acuerdo con Gurau [4], los resultados de la evaluación de rugosidad superficial en la madera procesada varían dependiendo de una gran

cantidad de factores, tales como: especie de la madera, estructura celular, diferencias en densidad, tipo de corte, elementos estructurales de la madera (nudos, grietas, etc.), contenido de humedad, condiciones de operación, instrumento de medida, y el procesamiento del perfil para la obtención de parámetros de rugosidad.

La madera presenta una fuerte anisotropía, por lo que tiene un comportamiento que varía de acuerdo al tipo de corte, hecho que dificulta la investigación de la influencia del proceso en la rugosidad de la pieza; sin embargo, los tableros de fibra de densidad media, un producto de la madera conocido comúnmente como MDF, por sus siglas en inglés, son materiales más homogéneos, en los que no existe distinción en las direcciones de la fibra [5], característica que lo vuelve un material apropiado para investigar la influencia de las condiciones de operación en la rugosidad, disminuyendo la variabilidad en la rugosidad presente en las piezas de madera.

En la industria manufacturera, el análisis de la textura superficial de un producto es un aspecto relevante en términos de calidad, sobre todo en operaciones de acabado. En este artículo entenderemos la textura como una propiedad inherente a la superficie del material, la cual puede ser descrita de forma cualitativa o cuantitativa, a través de la percepción subjetiva de un operario o con el uso de instrumentos de medida por contacto (rugosímetro con palpador, microscopio de fuerza atómica, etc.) o sin contacto (rugosímetro de autofocus, interferómetro de luz blanca, microscopio confocal, etc.). Con el uso de instrumentos de medida se calculan parámetros de textura superficial, que están asociados a un perfil o superficie definidos en normas ISO de especificaciones geométricas de productos (GPS). Una encuesta realizada el 2017 [6] estudió la aplicación de parámetros de textura superficial en la industria, y en los resultados se observó que el uso de instrumentos por contacto es más frecuente, con un 76%, aunque la adopción de instrumentos sin contacto está en aumento, con presencia en el 66% de las respuestas. Se encontró, como era de esperar, que el parámetro más frecuente corresponde a la desviación media aritmética; no obstante, al comparar los resultados con una encuesta similar realizada en 1999, se observó un aumento significativo en el uso de parámetros menos conocidos, como el factor de asimetría y el factor de aplastamiento.

Gurau & Irle [7] realizaron una revisión de los métodos de evaluación de rugosidad superficial, señalando que no existe un procedimiento estandarizado para productos de madera. En la literatura, algunos investigadores proponen considerar criterios para la eliminación de las grietas del perfil de rugosidad, frecuentes en piezas de madera, antes de calcular los parámetros de amplitud y así mejorar la sensibilidad de la rugosidad a los cambios de las condiciones

operacionales. Tampoco existe un consenso sobre la preferencia del uso de métodos por contacto o sin contacto para obtener mejores resultados en productos de madera. Un campo menos explorado son las técnicas no convencionales para estimar la rugosidad de la madera basadas en imágenes bidimensionales. Rolleri & Roffael [8] utilizaron la medición de la intensidad de luz reflejada por la superficie en tableros de MDF; en tanto, Nakamura *et al.* [9] realizaron una estimación de la rugosidad a partir de análisis de diferencias de intensidad lumínica (contraste) en piezas de madera.

Las técnicas basadas en imágenes en dos dimensiones permiten obtener resultados rápidos y a bajo coste, tienen aplicación en superficies difíciles de medir mediante instrumentos convencionales debido a factores geométricos o dimensionales de las piezas, y permiten una fácil integración en sistemas automatizados, en líneas de inspección o en sistemas inteligentes. En este sentido, se han llevado a cabo investigaciones en las que se plantean diferentes algoritmos para evaluar la rugosidad. Ghodrati *et al.* [10] plantearon un método de evaluación de rugosidad de piezas de plástico, usando algoritmos de detección de bordes en imágenes. Estos métodos mostraron una alta correlación entre las características extraídas de las imágenes y los parámetros estandarizados de evaluación de rugosidad. Lu *et al.* [11] aplican un realce de bordes mediante el laplaciano para la detección de rugosidad en superficies de piezas de fundición. Koblar & Filipič [12] propusieron el diseño de un algoritmo en línea que aplica un filtro FFT y extrae características, las que son usadas en un algoritmo de aprendizaje automático para predecir la rugosidad.

Otra técnica aplicada en investigaciones que busca determinar la rugosidad a partir de imágenes consiste en la obtención de características desde la matriz de coocurrencia de nivel de grises. Gadelmawla [13] usó características extraídas de la matriz para estimar la rugosidad superficial de piezas obtenidas mediante torneado, calculó la correlación entre las características y la altura media aritmética del perfil de rugosidad, usando una cámara digital montada en un microscopio óptico para la captura de imágenes. Sin embargo, este tipo de técnicas depende en gran medida de las condiciones de iluminación, cuyas variaciones afectan la exactitud y robustez del método [14].

Ma *et al.* [15] revisaron algunos métodos para la detección de rugosidad basados en imágenes (ajuste de borde, dimensión fractal, algoritmo de Tamura y aprendizaje automático). De acuerdo con los investigadores, este tipo de métodos sigue una ruta definida que inicia con una etapa de adquisición, otra de preprocesamiento, para finalizar con la detección a través de un algoritmo.

En base a los antecedentes, se puede señalar que aún no existe un consenso en la forma de aplicar algoritmos de visión de máquina para evaluar la rugosidad superficial, además se reconoce un vacío en la literatura en la aplicación de este tipo de algoritmos en la madera y sus derivados. Con el objetivo de reducir esta brecha, en esta investigación se propone evaluar la aplicación de algoritmos basados en imágenes para estimar parámetros de rugosidad superficial en piezas de madera procesadas mediante lijado robotizado.

## 2. Metodología

Se propone un método híbrido novedoso basado en la obtención de características usando la matriz de coocurrencia, aplicada en imágenes que previamente son procesadas con algoritmos de detección de bordes, con el objetivo de reducir los efectos de la iluminación en la imagen. En esta sección se describe la realización de ensayos de lijado, la medición de rugosidad por medio de un rugosímetro por contacto, la adquisición y procesamiento de las imágenes, y la forma de evaluar los resultados con correlaciones de Pearson.

### 2.1. Ensayos experimentales

Se realizó una campaña experimental de lijado robotizado en probetas de madera, para lo cual se consideró una lijadora accionada por servomotor integrado en una estructura montada en la brida de un robot colaborativo UR10e, como se muestra en la Figura 1.

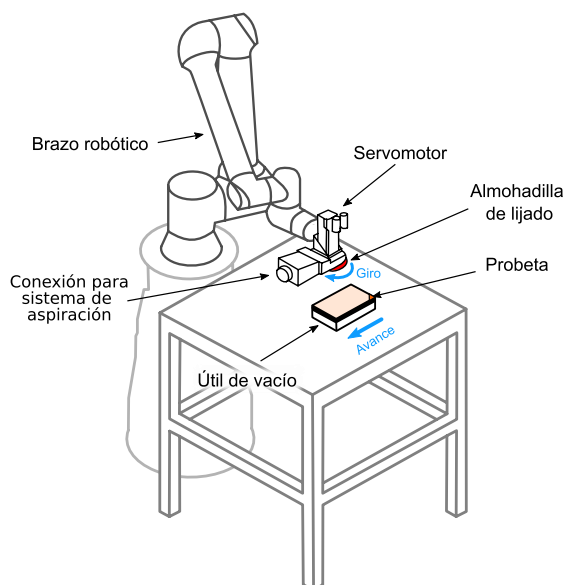


Figura 1. Estación de lijado robotizado.

En los ensayos se procesaron 15 probetas de MDF, de dimensiones  $180 \times 110 \times 15$  [mm<sup>3</sup>], con las mismas condiciones de operación, exceptuando el tamaño de

grano de lija, con niveles P80, P120 y P240. Se aplicó una fuerza normal de 20 [N] sobre la probeta, controlada por el robot colaborativo; una velocidad de giro de 2000 [rpm] en el servomotor; y una velocidad de avance de 0,02 [m/s], definida a través de un movimiento lineal de la herramienta del robot, paralelo a la superficie de la probeta. Los tres tipos de lija circular fueron 3M™ Cubitron™ II Hookit™ de 127 [mm] de diámetro, con perforaciones para la aspiración de partículas.

El total de probetas se subdividió en tres grupos de cinco: el primero fue procesado con lijas gruesas de P80, el segundo con P120 y el tercero fue procesado con dos pasadas, una de P120 y otra, más fina, de P240, considerando la necesidad de aplicar un lijado incremental al utilizar granos más finos.

### 2.2. Medición de rugosidad

Para la medición de la rugosidad superficial se utilizó un rugosímetro por contacto Mitutoyo SJ-310. Se realizaron tres mediciones en el centro de cada probeta en la dirección de la velocidad de avance, como se muestra en la Figura 2.

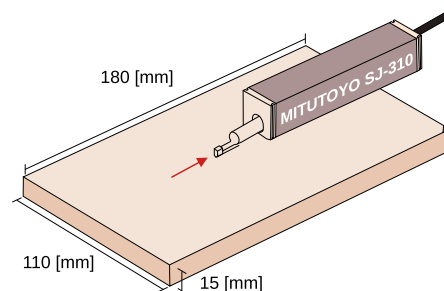


Figura 2. Disposición central en la medición de rugosidad superficial con rugosímetro.

El procesamiento del perfil y el cálculo de los parámetros de rugosidad, fueron obtenidos de acuerdo con la norma ISO 21920-2 [16]. El perfil mecánico es procesado con un filtro S gaussiano para eliminar los componentes de pequeña escala lateral (longitud de onda corta), con índice de anidamiento  $N_{is} = 0,008$  [mm]; luego, se aplica la operación F, consistente en el ajuste y sustracción de un polinomio de grado 6 para eliminar la forma de perfil [17]; y un filtro L gaussiano, que remueve los componentes de gran escala lateral (longitud de onda larga), con índice de anidamiento  $N_{ic} = 2,5$  [mm]. Tanto el procesamiento del perfil como el cálculo de los parámetros fue llevado a cabo en MATLAB, versión R2021b.

La incertidumbre se estimó agrupando las tres mediciones de las cinco probetas procesadas con un mismo número de grano, calculando los intervalos de confianza del 95% en una distribución t de Student.

A continuación, se presenta la descripción de los cinco parámetros de rugosidad considerados con sus respectivas ecuaciones basadas en la norma antes mencionada.

### 2.2.1. Altura media aritmética ( $R_a$ )

$R_a$  es la media aritmética de los valores absolutos del eje de las ordenadas. Este parámetro evalúa la amplitud del perfil de rugosidad de modo global, no entrega información sobre las irregularidades o la forma del perfil. Suele utilizarse en procesos que no dejan marcas en la superficie, donde el comportamiento de la rugosidad es aleatorio a lo largo de la longitud de evaluación.

$$R_a = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |z_i|, \quad (1)$$

donde  $n$  es el número de puntos del perfil de rugosidad y  $z_i$  es la altura del punto  $i$ -ésimo del perfil.

### 2.2.2. Factor de asimetría ( $R_{sk}$ )

El factor de asimetría, conocido también como *Skewness*, corresponde al tercer momento estándar de la distribución de probabilidad de la altura del perfil. Dos perfiles con  $R_a$  idénticos pueden tener parámetros  $R_{sk}$  diferentes de acuerdo con la forma del perfil.  $R_{sk}$  indica la simetría del perfil sobre la línea media, una distribución de alturas simétrica tiene un factor de asimetría cercano a cero. Este parámetro es sensible a los montes y valles pronunciados: por ejemplo, un perfil al que se le han removido los montes tendrá un factor de asimetría negativo, mientras que un perfil al que se le han rellenado los valles tendrá un factor de asimetría positivo.

$$R_{sk} = \frac{1}{R_q^3} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n z_i^3, \quad (2)$$

donde  $R_q$ , la altura media cuadrática, se obtiene de acuerdo con la Ecuación 3.

$$R_q = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n z_i^2} \quad (3)$$

### 2.2.3. Máxima altura ( $R_z$ )

Corresponde a un parámetro de característica, basado en las alturas de pico y valle de cada elemento de perfil.  $R_z$  es la media de la distancia entre la máxima altura de pico y valle de cada sección.

$$R_z = \frac{1}{n_{sc}} \sum_{i=1}^{n_{sc}} \left( \max_{j \in N_{p,i}} (z_{ph,j}) + \max_{k \in N_{v,i}} (z_{vd,k}) \right), \quad (4)$$

donde

$n_{sc}$  es el número de secciones del perfil;  
 $N_{p,i} = \{j = 1, 2, \dots, n_p \mid (i-1) l_{sc} \leq x_j < i l_{sc}\}$ ;  
 $N_{v,i} = \{k = 1, 2, \dots, n_v \mid (i-1) l_{sc} \leq x_k < i l_{sc}\}$ ;  
 $n_p$  es el número de picos del perfil;  
 $n_v$  es el número de valles del perfil;  
 $l_{sc}$  es la longitud de la sección;  
 $x_j$  es la posición del pico  $j$ -ésimo en el eje  $x$ ;  
 $x_k$  es la posición del valle  $k$ -ésimo en el eje  $x$ .

La longitud de la sección corresponde a la longitud de evaluación del perfil dividida en el número de secciones.

### 2.2.4. Altura media de pico ( $R_p$ )

Es un parámetro de característica, que indica la media de la altura máxima de cada sección.

$$R_p = \frac{1}{n_{sc}} \sum_{i=1}^{n_{sc}} \max_{j \in N_i} (z_{ph,j}), \quad (5)$$

donde  $N_i = \{j = 1, 2, \dots, n_p \mid (i-1) l_{sc} \leq x_j < i l_{sc}\}$ .

### 2.2.5. Espaciamiento medio del elemento de perfil ( $R_{sm}$ )

Es un parámetro basado en los elementos de perfil, que indica la media del espaciamiento medio entre cada elemento en la longitud de evaluación.

$$R_{sm} = \frac{1}{n_{pe}} \sum_{i=1}^{n_{pe}} X_{s,i} \quad (6)$$

donde  $n_{pe}$  es el número de elementos de perfil y  $X_s$  es el espaciamiento de un elemento de perfil.

## 2.3. Adquisición de imágenes

La adquisición de imágenes se realizó en un cuarto oscuro con iluminación LED lateral, con una cámara SONY STL-A58 con lente DT 3.5-5.6/18-55 SAM II, distancia focal de 30 [mm], apertura F14, tiempo de exposición 10 [s], ISO 100, paralela a la superficie de la probeta a una distancia de 400 [mm]. La disposición general del sistema de adquisición de imágenes se presenta en la Figura 3.

Luego de la captura, las imágenes son recortadas en la zona central de la probeta de MDF con un tamaño de 78 x 676 [px<sup>2</sup>] equivalente aproximadamente a 4,5 x 39 [mm<sup>2</sup>].

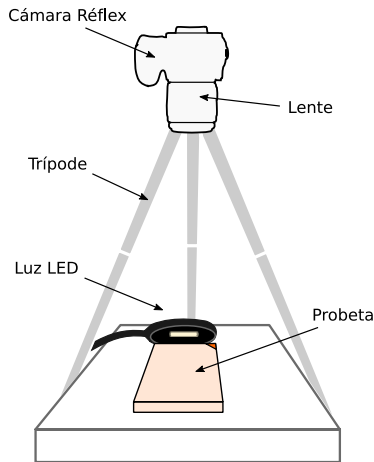


Figura 3. Equipo de adquisición de imágenes.

## 2.4. Procesamiento de imágenes

El procesamiento de imágenes consta de tres etapas. La primera etapa consiste en la aplicación de cinco algoritmos de detección de bordes a la imagen en escala de grises (Roberts, Sobel, Prewitt, Laplaciano y Laplaciano del Gaussiano), en la segunda etapa se obtiene la matriz de coocurrencia para cada una de las imágenes, y en la tercera se calculan cinco características desde la matriz: Energía, Contraste, Homogeneidad, Autocorrelación y Entropía.

### 2.4.1. Algoritmos de detección de bordes

En una imagen, un borde se define como un cambio local significativo en la intensidad lumínica de un punto respecto a su entorno. Lo anterior implica que debe cumplirse dos criterios, el cambio de intensidad debe ser relevante y, al mismo tiempo, estar delimitado [18]. Sin embargo, en este estudio se considera los algoritmos de detección de bordes como método para realzar las imperfecciones de calidad superficial y reducir las perturbaciones basadas en cambios de luminosidad del ambiente.

Los algoritmos de detección de bordes suelen considerar tres etapas: una de filtrado, para eliminar el ruido que puede afectar a la imagen; una etapa de realce, para facilitar la detección de bordes en base a los cambios de intensidad alrededor de un píxel específico; y una etapa de detección, en la que se utiliza un criterio de umbrales para discernir entre los puntos que son bordes y los que no. Dado que este trabajo busca evaluar la rugosidad de una superficie, solamente se centrará en la etapa de realce, debido a que la aplicación de un filtro o de un umbral podría reducir la información relevante que describe la calidad de la superficie. Se utilizan cinco algoritmos de realce, de los

cuales tres se basan en la primera derivada de la intensidad de la imagen (Roberts, Sobel y Prewitt) y dos en la segunda derivada (Laplaciano y Laplaciano del Gaussiano). La primera derivada muestra la tasa de cambio en la intensidad, mientras que la segunda remarca los puntos en que la tasa de cambio varía, reduciendo la cantidad de bordes realzados.

Como se trabaja en imágenes digitales, las derivadas se aproximan a través de diferencias usando máscaras de convolución. A continuación, se presentan las máscaras utilizadas en este estudio. Para entender el procedimiento de obtención de las máscaras para cada algoritmo el lector puede revisar el capítulo 5 de Jain *et al.* [18].

#### a) Roberts

El operador de Roberts es uno de los primeros métodos de detección de bordes, que se encarga de calcular el gradiente utilizando la primera derivada de la intensidad de la imagen en dos máscaras de convolución de 2 x 2 diagonal.

$$G_x = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \quad G_y = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (8)$$

La magnitud del gradiente aproximado se obtiene por medio de la suma ponderada del resultado al aplicar cada máscara a la imagen inicial.

#### b) Sobel

Similar al algoritmo de Roberts, pero aplicando la máscara de 3 x 3 en las ecuaciones 9 para estimar la primera derivada, con  $c = 2$ .

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -c & 0 & c \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$G_y = \begin{bmatrix} 1 & c & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -c & -1 \end{bmatrix}$$

#### c) Prewitt

Idéntico a Sobel, pero con  $c = 1$  en las ecuaciones 9.

#### d) Laplaciano

Corresponde a un operador de segunda derivada, se aplica con el objetivo de reducir los puntos de borde. Es una aproximación que permite considerar los puntos máximos locales del gradiente.

$$\nabla^2 = \begin{array}{|c|c|c|} \hline 0 & 1 & 0 \\ \hline 1 & -4 & 1 \\ \hline 0 & 1 & 0 \\ \hline \end{array} \quad (10)$$

### e) Laplaciano del Gaussiano (LoG)

Similar al laplaciano, pero combinado con un filtro gaussiano, debido a que la segunda derivada (laplaciano) es muy sensible al ruido. En este caso se aplicará una máscara de 5 x 5.

$$LoG = \begin{array}{|c|c|c|c|c|} \hline 0 & 0 & -1 & 0 & 0 \\ \hline 0 & -1 & -2 & -1 & 0 \\ \hline -1 & -2 & 16 & -2 & -1 \\ \hline 0 & -1 & -2 & -1 & 0 \\ \hline 0 & 0 & -1 & 0 & 0 \\ \hline \end{array} \quad (11)$$

### 2.4.2. Matriz de coocurrencia

En 1973 Haralick *et al.* [19] desarrollaron un conjunto de 14 características de textura destinadas a clasificar imágenes a partir de la distribución espacial de los niveles de grises. Para ello, se definió una matriz que actualmente se conoce como matriz de coocurrencia de nivel de grises (GLCM, por sus siglas en inglés).

La GLCM ha sido ampliamente utilizada para analizar textura en imágenes, es una técnica estadística de segundo orden que estima la probabilidad de relación espacial entre dos píxeles, un píxel de referencia y otro desplazado en  $\mathbf{d} = (\Delta x, \Delta y)$  píxeles. A partir de una imagen  $I$ , de  $n \times m$  píxeles, se obtiene una matriz cuadrada cuya dimensión varía de acuerdo con el número de niveles de grises de la imagen, definida en la Ecuación 12.

La matriz de coocurrencia  $M_c$  se suma con su traspuesta, obteniéndose una matriz simétrica, que luego es normalizada, como muestra la Ecuación 13.

$$M_{cn} = \frac{1}{2 \cdot \sum M_c[i,j]} (M_c + M_c^T) \quad (13)$$

En este trabajo se considera una matriz de coocurrencia normalizada con un máximo de 8 niveles y un desplazamiento de  $\mathbf{d} = (1,0)$ , perpendicular a las marcas del lijado.

Las características obtenidas desde la matriz se obtienen de acuerdo con las definiciones de Haralick y Shapiro [20].

$$M_c(i,j) = \sum_{x=1}^n \sum_{y=1}^m \begin{cases} 1, & \text{si } I(x,y) = i \text{ y } I(x + \Delta x, y + \Delta y) = j \\ 0, & \text{de otra forma} \end{cases} \quad (12)$$

### 2.4.3. Características GLCM

En esta investigación se consideraron las características de textura más frecuentes calculadas desde la matriz de coocurrencia normalizada  $M_{cn}$ .

#### a) Uniformidad de energía

Originalmente llamada Segundo Momento Angular, aunque también conocida por Energía, mide el número de interacciones repetidas. Es alta cuando existen varios pares repetidos en la matriz de coocurrencia (pocas entradas con valores altos).

$$U = \sum_{i,j} M_{cn}^2[i,j] \quad (14)$$

#### b) Contraste

Mide el contraste de las interacciones de la imagen, se espera que sea bajo si los niveles de gris de cada par de píxeles son similares.

$$C = \sum_{i,j} (i-j)^2 M_{cn}[i,j] \quad (15)$$

#### c) Homogeneidad

Mide la homogeneidad de las interacciones, se espera que sea alta con pares de píxeles similares.

$$H = \sum_{i,j} \frac{M_{cn}[i,j]}{1 + |i-j|} \quad (16)$$

#### d) Autocorrelación

Originalmente llamada correlación, mide la dependencia lineal de la interacción en pares de niveles de grises en la matriz de coocurrencia.

$$A = \sum_{i,j} \frac{(i-\mu)(j-\mu)M_{cn}[i,j]}{\sigma^2}, \quad (17)$$

donde  $\mu$  es la media y  $\sigma$  la desviación estándar de la matriz de coocurrencia.

#### e) Entropía de Shannon

Mide la aleatoriedad de la distribución de niveles de grises en la matriz de coocurrencia.

$$S = - \sum_{i,j} M_{cn}[i,j] \log(M_{cn}[i,j]) \quad (18)$$

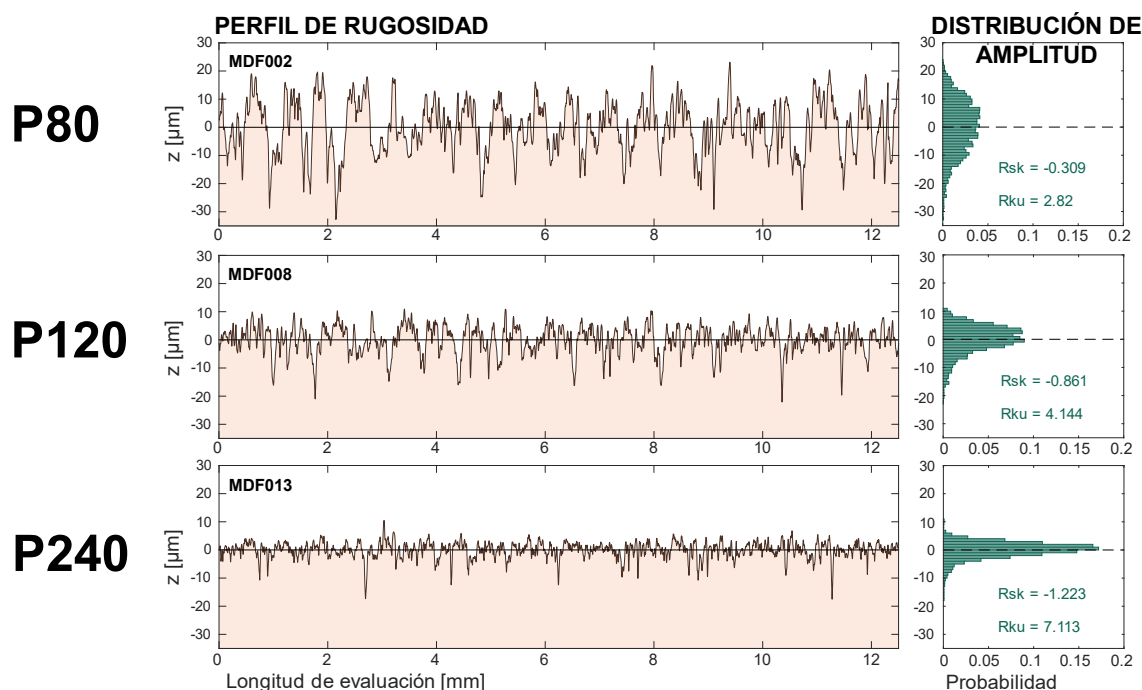


Figura 4. Perfiles de rugosidad y distribución de amplitud en probetas lijadas con distinto tamaño de grano.

## 2.5. Evaluación de resultados

Para evaluar el rendimiento en cada combinación de algoritmos respecto a los parámetros de rugosidad superficial, obtenidos con la media de tres mediciones en cada probeta, se calcula el coeficiente de correlación lineal de Pearson, para obtener valores entre -1 y 1, donde los valores extremos indican una alta correlación.

$$\rho(A, B) = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n \left( \frac{A_i - \mu_A}{\sigma_A} \right) \left( \frac{B_i - \mu_B}{\sigma_B} \right) \quad (19)$$

## 3. Resultados

### 3.1. Rugosidad superficial

En la Figura 4 se aprecia tres perfiles de rugosidad obtenidos con el rugosímetro por contacto para cada grano de lija, junto con la distribución de amplitud de cada perfil. Se logra apreciar la reducción de alturas del perfil a medida que el tamaño de grano aumenta (se hace más fino), así también lo refleja la distribución de amplitud que reduce su dispersión.

La Figura 5 muestra las medias de rugosidad para cada grupo de probetas lijadas con distinto tamaño de grano. Todos los parámetros de rugosidad presentan una disminución de la media conforme el grano de lija es más fino. En los parámetros  $R_a$ ,  $R_z$  y  $R_p$ , que describen

la amplitud del perfil de rugosidad, se identifica una reducción de los intervalos de confianza a medida que se aplica una lija más fina. Lo anterior no ocurre en el caso del parámetro  $R_{sm}$ , de espaciamiento medio de los elementos de perfil, esto puede deberse a la presencia de puntos atípicos en las mediciones de las probetas lijadas con P240. En tanto, el factor de asimetría  $R_{sk}$  aumenta sus intervalos de confianza con granos más finos.

### 3.2. Procesamiento de imágenes

De acuerdo con la metodología propuesta, se aplicaron cinco algoritmos de detección de bordes para cada imagen. En la Figura 6 se puede apreciar el resultado tras procesar una de las imágenes del estudio correspondiente a una pieza lijada con el grano de lija más grueso (P80). Como el recorte de la imagen corresponde a la zona central de la probeta de madera, se distinguen rayas resultantes de la velocidad tangencial del giro de la almohadilla de lijado, perpendiculares al avance de la operación.

Para el caso de las imágenes resultantes tras la aplicación de los algoritmos de Roberts y el Laplaciano, es posible distinguir una menor intensidad lumínica que en las imágenes procesadas con los demás algoritmos. En el caso de las imágenes realizadas con el Laplaciano del Gaussiano se obtiene un resultado con mayor contraste que el resto.

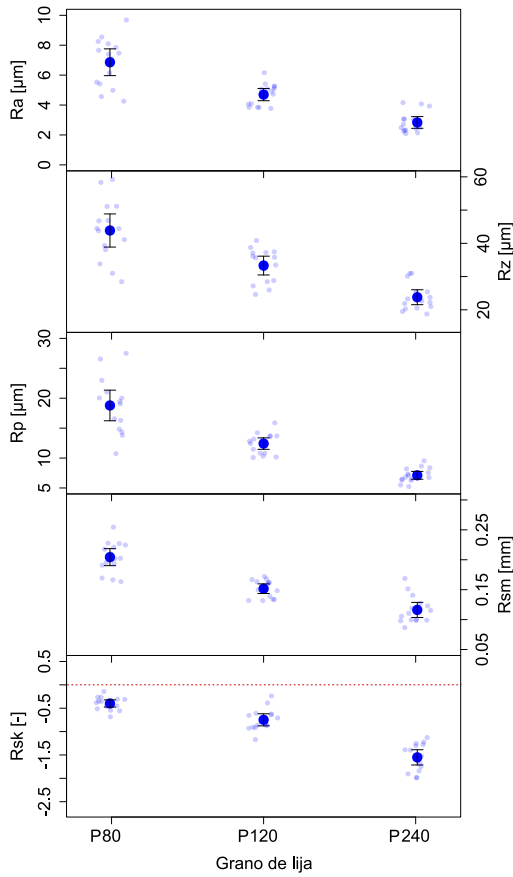


Figura 5. Medias de los parámetros de rugosidad.

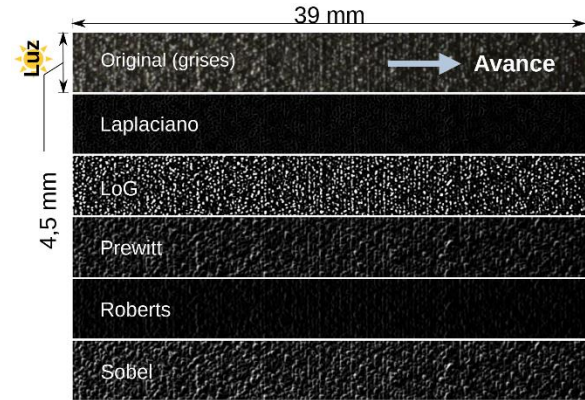


Figura 6. Resultado de procesamiento de imágenes con algoritmos de detección de bordes.

La Figura 7 muestra las medias de características extraídas de la matriz GLCM con distintos algoritmos de detección de borde, para cada tamaño de grano.

Al observar los intervalos de confianza para cada característica, suele ocurrir el caso de que los valores obtenidos por la lija P80 y P120 se superponen, lo que implica que las medias no presentan una variación relevante entre ambos niveles de tamaño de grano de lija; sin embargo, los ensayos lijados con P240, en general se distinguen de los otros dos grupos.

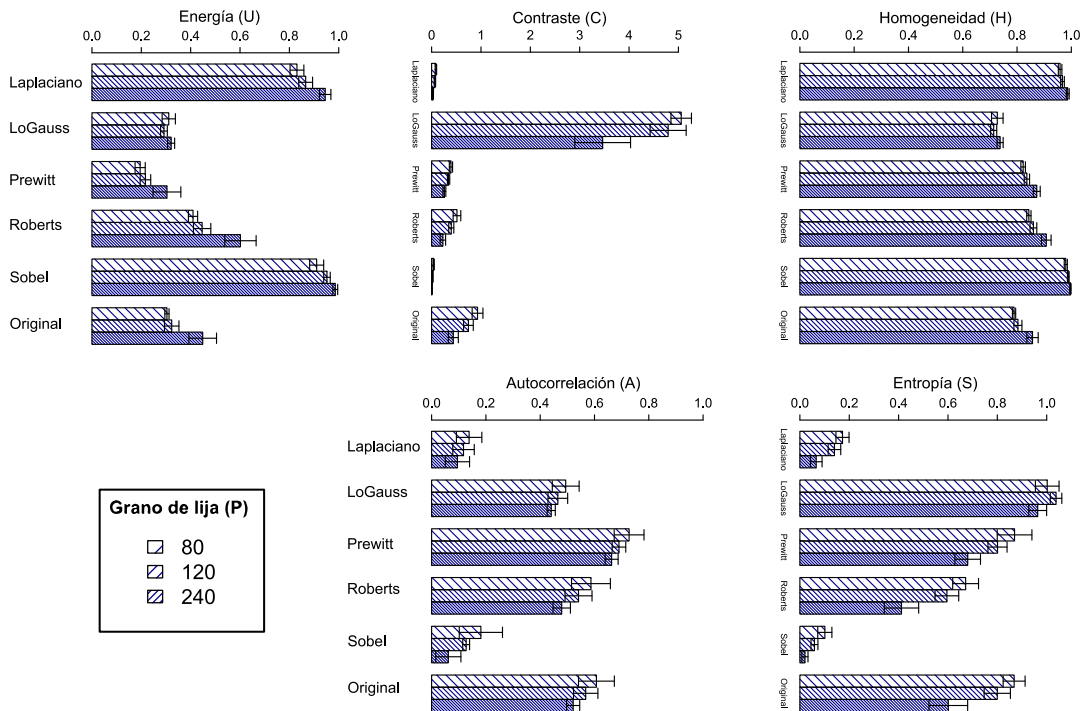


Figura 7. Medias de características extraídas de la matriz GLCM para distintos algoritmos de detección de bordes y tamaño de grano.



### 3.3. Correlaciones

La Tabla 1 muestra los resultados de la correlación de Pearson entre las características obtenidas de las imágenes procesadas con algoritmos de detección de bordes y los parámetros de rugosidad. En general se observa una alta correlación en el uso de algoritmos de detección de bordes combinados con la obtención de características desde la matriz GLCM.

Al analizar los resultados, se evidencia que las correlaciones más altas ocurren al utilizar el algoritmo de detección de bordes de Roberts, mientras que la característica mejor evaluada globalmente corresponde al Contraste. Al calcular la media de las correlaciones en valor absoluto para cada algoritmo de detección de bordes, Roberts obtuvo el resultado más alto con una correlación media de 0,93. En cuanto a las características extraídas de la matriz GLCM, la correlación media más alta ocurre en Contraste con 0,90. Lo anterior se ve reforzado al observar que el algoritmo con mayor número de correlaciones absolutas sobre 0,90 es el de Roberts y la característica de Contraste.

Si bien las altas correlaciones sugieren que el método propuesto en este trabajo es adecuado para evaluar la rugosidad de piezas lijadas de MDF, aún no es conveniente generalizar el rendimiento de cada uno de los algoritmos, es necesario realizar más pruebas con imágenes a distinta resolución y con diferentes modos de iluminación. Además, es preciso repetir la metodología en otras zonas de la probeta para evaluar si el comportamiento es el mismo. Otro aspecto a evaluar son las configuraciones de los hiperparámetros de la matriz de coocurrencia, como el vector de desplazamiento y el número de niveles, que pueden generar variaciones en los resultados obtenidos.

### 4. Conclusión

En este trabajo se estudió la aplicación de un método de evaluación de rugosidad superficial a través del procesamiento de imágenes de la superficie de probetas lijadas de MDF. Se obtuvieron correlaciones altas al comparar los resultados del método con los parámetros de rugosidad estandarizados, sugiriendo que el algoritmo de Roberts y la característica de Contraste son los más adecuados para evaluar la calidad superficial en piezas de madera lijada.

Antes de establecer modelos para obtener parámetros de rugosidad en base a la metodología propuesta en este trabajo, es necesario profundizar en el campo de investigación para optimizar el sistema de visión y evaluar la sensibilidad de los algoritmos con diferentes condiciones de resolución e iluminación. No obstante, en base a los resultados actuales, se reconoce que este tipo de metodologías basadas en la captura y

procesamiento de imágenes bidimensionales tiene el potencial de mejorar el rendimiento y control de calidad en la industria del lijado de madera.

Tabla 1. Correlaciones entre características extraídas de las imágenes y parámetros de rugosidad.

		$R_a$	$R_z$	$R_p$	$R_{sk}$	$R_{sm}$
Laplaciano	A	0,818	0,841	0,740	0,429	0,795
	C	0,909	0,908	0,928	0,919	0,904
	H	-0,898	-0,897	-0,917	-0,924	-0,896
	S	0,908	0,908	0,921	0,915	0,906
	U	-0,904	-0,904	-0,920	-0,918	-0,902
LoG	A	0,890	0,903	0,869	0,554	0,831
	C	0,742	0,733	0,755	0,922	0,783
	H	0,036	0,046	0,018	-0,449	-0,064
	S	0,127	0,120	0,132	0,541	0,219
	U	0,096	0,101	0,083	-0,373	-0,004
Original	A	0,948	0,948	0,923	0,645	0,899
	C	0,904	0,894	0,928	0,946	0,901
	H	-0,849	-0,838	-0,873	<b>-0,960</b>	-0,856
	S	0,944	0,940	0,951	0,895	0,928
	U	-0,782	-0,769	-0,799	-0,897	-0,779
Prewitt	A	0,955	<b>0,968</b>	0,927	0,693	0,917
	C	0,932	0,921	0,949	0,927	0,931
	H	-0,855	-0,844	-0,869	-0,950	-0,875
	S	0,906	0,899	0,912	0,930	0,914
	U	-0,836	-0,829	-0,842	-0,932	-0,860
Roberts	A	0,912	0,902	0,918	0,812	0,874
	C	0,958	0,943	0,974	0,877	<b>0,950</b>
	H	-0,957	-0,943	-0,974	-0,880	-0,949
	S	0,960	0,946	0,975	0,882	<b>0,950</b>
	U	<b>-0,961</b>	-0,948	<b>-0,977</b>	-0,868	-0,948
Sobel	A	0,941	0,954	0,910	0,642	0,896
	C	0,914	0,905	0,931	0,933	0,919
	H	-0,816	-0,808	-0,829	-0,941	-0,844
	S	0,885	0,879	0,889	0,927	0,898
	U	-0,793	-0,788	-0,796	-0,915	-0,825

### 5. Agradecimientos

Agradecemos el aporte de fondos del Estado de Chile a través de la ANID con el proyecto FONDEF IDeA ID18II0042, para el desarrollo de la estación de lijado robotizado inteligente. El fondo del proyecto exploratorio de la MacroFacultad (Proyecto Ingeniería 2030), para el desarrollo de un sistema de visión. El apoyo de 3M Chile con el aporte de lijas para los ensayos. También agradecemos al Ing. Pablo Sanhueza

en la preparación del programa del robot colaborativo para la realización de los ensayos de lijado.

## 6. Referencias

- [1] C. Devine, “Material Removal Rate Control for a Teleoperated Robotic Sander,” University of Washington, 2018.
- [2] Y. Wen and P. R. Pagilla, “A novel 3D path following control framework for robots performing surface finishing tasks,” *Mechatronics*, vol. 76, no. December 2020, p. 102540, 2021, doi: 10.1016/j.mechatronics.2021.102540.
- [3] R. Pérez-Ubeda, S. C. Gutiérrez Rubert, R. Z. Stanisic, and Á. P. Ivars, “Behavioural study of the force control loop used in a collaborative robot for sanding materials,” *Materials (Basel)*, vol. 14, no. 1, pp. 1–19, 2021, doi: 10.3390/ma14010067.
- [4] L. Gurau, “Testing the Processing-Induced Roughness of Sanded Wood Surfaces Separated from Wood Anatomical Structure,” *Forests*, vol. 13, no. 2, 2022, doi: 10.3390/f13020331.
- [5] E. Csanády and E. Magoss, *Mechanics of Wood Machining*. 2013.
- [6] L. D. Todhunter, R. K. Leach, S. D. A. Lawes, and F. Blateyron, “Industrial survey of ISO surface texture parameters,” *CIRP J. Manuf. Sci. Technol.*, vol. 19, pp. 84–92, 2017, doi: 10.1016/j.cirpj.2017.06.001.
- [7] L. Gurau and M. Irle, “Surface Roughness Evaluation Methods for Wood Products: a Review,” *Curr. For. Reports*, vol. 3, no. 2, pp. 119–131, 2017, doi: 10.1007/s40725-017-0053-4.
- [8] A. Rolleri and E. Roffael, “Rugosidad de tableros de fibra de densidad media (MDF) usando método de contacto y no contacto,” *Bosque (Valdivia)*, vol. 27, no. 1, pp. 72–77, 2006, doi: 10.4067/s0717-92002006000100009.
- [9] M. Nakamura, Y. Kikuchi, S. Hotta, Y. Fujiwara, and T. Konoike, “Evaluation of the sensory roughness of some coated wood surfaces by image analysis,” *Eur. J. Wood Wood Prod.*, vol. 76, no. 6, pp. 1571–1580, 2018, doi: 10.1007/s00107-018-1342-8.
- [10] S. Ghodrati, M. Mohseni, and S. Gorji Kandi, “Application of image edge detection methods for precise estimation of the standard surface roughness parameters: Polypropylene/ethylene-propylene-diene-monomer blend as a case study,” *Meas. J. Int. Meas. Confed.*, vol. 138, pp. 80–90, 2019, doi: 10.1016/j.measurement.2019.02.033.
- [11] J. Lu, G. Hu, J. Xia, and Z. Song, “Applications of the Image Processing Technology in Casting Surface Roughness Detection Technology,” *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1748, no. 4, 2021, doi: 10.1088/1742-6596/1748/4/042004.
- [12] V. Koblar and B. Filipič, “Evolutionary design of a system for online surface roughness measurements,” *Mathematics*, vol. 9, no. 16, pp. 1–18, 2021, doi: 10.3390/math9161904.
- [13] E. S. Gadelmawla, “Estimation of surface roughness for turning operations using image texture features,” *Proc. Inst. Mech. Eng. Part B J. Eng. Manuf.*, vol. 225, no. 8, pp. 1281–1292, Aug. 2011, doi: 10.1177/2041297510393643.
- [14] K. N. Joshi and B. T. Patil, “Effect of Illumination Systems on Statistical Texture Parameters Based Clustering and Discrimination of Machined Surfaces Using Machine Vision,” *Mapan - J. Metrol. Soc. India*, vol. 34, no. 2, pp. 197–205, 2019, doi: 10.1007/s12647-018-0279-z.
- [15] J. Ma *et al.*, “Surface roughness detection based on image analysis,” in *ACM International Conference Proceeding Series*, Jul. 2021, pp. 196–200, doi: 10.1145/3478905.3478945.
- [16] ISO 21920-2:2021(en), “Geometrical product specifications (GPS) — Surface texture: Profile — Part 2: Terms, definitions and surface texture parameters.” International Organization for Standardization, 2021, [Online]. Available: <https://www.iso.org/standard/72226.html>.
- [17] A. Piratelli-Filho, G. H. Sternadt, and R. V. Arencibia, “Removing deep valleys in roughness measurement of soft and natural materials with mathematical filtering,” *Cienc. y Eng. Sci. Eng. J.*, vol. 21, no. 2, pp. 29–34, 2012, doi: 10.14393/19834071.2012.13669.
- [18] J. Ramesh, R. Kasturi, and B. Schunck, *Machine Vision*. McGraw-Hill, Inc, 1995.
- [19] R. M. Haralick, K. Shanmugam, and I. Dinstein, “Textural Features for Image Classification,” *IEEE Trans. Syst. Man. Cybern.*, vol. SMC-3, no. 6, pp. 610–621, Nov. 1973, doi: 10.1109/TSMC.1973.4309314.
- [20] R. M. Haralick and L. G. Shapiro, *Computer and Robot Vision*, First Edit., vol. 1. Addison-Wesley Publishing Company, 1992.