

NOTA DE INVESTIGACIÓN

EVALUACIÓN DE MODELOS VOLUMÉTRICOS BASADOS EN PROCESAMIENTO DIGITAL DE IMÁGENES PARA GRANOS ENTEROS DE MAÍZ

Volumetric model evaluation using digital image processing of unbroken corn kernels

Cleva, Mario S.¹ ; Villaverde, Jorge E.¹ ; Liska, Diego O.¹ ; Duran Muñoz, Héctor A.² 

¹Centro de Investigación Aplicada en Tecnologías de Educación y Comunicación (CInApTIC) Universidad Tecnológica Nacional, Facultad Regional Resistencia, French 414, Resistencia, Chaco, Argentina.

²Unidad Académica de Ingeniería Eléctrica. Universidad Autónoma de Zacatecas, Zacatecas México.

Email: clevamario@hotmail.com

RESUMEN

En este artículo se comparan tres modelos para la estimación del volumen de granos de maíz (*Zea mays*) mediante técnicas de procesamiento digital de imágenes. En el primer modelo, se asume que el volumen de cada grano es proporcional a su longitud al cubo. En el segundo modelo, como proporcional al cuadrado del ancho, multiplicado por la longitud del mismo. En el tercer modelo, como proporcional al área proyectada multiplicada por la longitud. Las constantes de proporcionalidad son determinadas experimentalmente por el método de desplazamiento de tolueno. Se prepararon diez muestras de cien granos cada una, de las cuales cinco se tomaron para la determinación de las constantes de proporcionalidad y el resto para la comparación de los volúmenes obtenidos por los tres modelos. Las imágenes de las muestras fueron obtenidas con un escáner de escritorio a una resolución de 300 dpi y se procesaron empleando el software ImageJ®. Con el canal rojo de cada imagen binarizada se determinó la elipse que mejor ajusta al área proyectada de cada grano para obtener largo, ancho y área. Con los valores de las constantes de proporcionalidad, se determinaron los volúmenes de las muestras de control y se compararon con los experimentales. Se calculó para estas cinco muestras la desviación relativa porcentual (DRP) promedio para cada modelo. El primer modelo tuvo una DRP del 3,9 % y, para el segundo y tercer modelo 4,9 % y 2,5 % respectivamente. La baja desviación y la sencillez de esta metodología, permiten su adaptación para determinar volúmenes mediante métodos no destructivos.

Palabras clave: Elipse que mejor ajusta, Morfología, Binarización, ImageJ®.

ABSTRACT

In this article, three models are compared to estimate the volume of corn (*Zea mays*) grains from values obtained using digital image processing techniques on images of the sample. In the first model, the volume of each grain is assumed to be proportional to its cubed length. In the second model, the volume is proportional to the square of the width, multiplied by its length. In the third model, the volume is proportional to the projected area multiplied by the length. The proportionality constants are determined experimentally using the toluene displacement method. Ten samples, each containing one hundred grains were prepared. Five samples were used to determine the proportionality constants needed in the models, while the remaining five were used to compare the volumes obtained by the three models. Images of the samples were obtained using a desktop scanner at a resolution of 300 dpi. The operations on the images were carried out using the ImageJ® software. The length, width, and area of each grain were determined by finding the ellipse that best fits the projected area of each grain in the red channel of each binarized image. The volumes of the control samples were determined using the values of the proportionality constants, and then compared with the experimental ones. The average percentage relative deviation (RPD) was calculated for each model using these five samples. The first model had a DRP of 3.9 % while the second and third models had DRP of 4.9 % and 2.5 %, respectively. The low margin of error and simple requirements for application make this methodology easily adaptable for determining volume using non-destructive methods.

Keywords: Best-fitting ellipse, Morphology, Binarization, ImageJ®.



INTRODUCCIÓN

El Maíz (*Zea mays*) es una planta del género de las gramíneas, cuyo cultivo se inició hace unos ocho mil años atrás por los aborígenes en la zona central de México. Tiene diferentes usos en el mundo moderno, tanto para consumo humano (harina, aceites, etc.) como para productos industriales (pinturas, papel, etanol como combustible renovable) entre otros.

En la comercialización del maíz, la extracción de muestras de granos se realiza siguiendo una metodología específica. Sin embargo, el análisis se lleva a cabo de manera visual, utilizando únicamente la observación directa. La calidad de los granos se encuentra relacionada tanto con factores intrínsecos del grano (humedad), como con factores visuales (coloración de los granos, presencia de granos quebrados, materia extraña, entre otros). Los aspectos visuales de la muestra son ponderados por peritos en granos por simple apreciación visual, con lo cual es posible que se presenten errores inherentes de cualquier tarea rutinaria que se realiza en forma manual. La experticia requerida para la tarea es transferida de persona a persona, lo cual agrega un componente de subjetividad a la misma. En este sentido, la industria demanda la definición de una metodología más objetiva, y de esta forma minimizar errores en las clasificaciones y los costos derivados de ello (Prakasa et al., 2021).

El Procesamiento Digital de Imágenes (PDI) ha demostrado ser una herramienta adecuada para este fin. Son numerosos los usos que en los últimos años emplean PDI para clasificación, reconocimiento y determinación de parámetros relacionados con la calidad. Algunos de ellos se relacionan con cuestiones derivadas de la morfología. Esto abre la posibilidad de determinar automáticamente el grado de calidad de la muestra para iniciar un camino que se pueda adecuar a las normas de calidad vigentes. A continuación, se mencionan una serie de resultados de investigaciones recientes que arrojan una luz al análisis no destructivo para la obtención de las propiedades de muestras de maíz.

La forma de los granos de maíz para identificar las semillas de mejor calidad para siembra fue analizada por Yuanyuan et al. (2016). Ellos aplicaron la técnica de Otsu de binarización y la detección de bordes para extraer la morfología del grano, y con la técnica de Matriz de Vector de Soporte (SVM), clasifican los granos en aptos y no aptos. Se compararon tres funciones kernel para el método SVM: lineal, polinomial y radial. Por medio de la función radial se obtuvo la mayor precisión en la clasificación de las semillas.

Un método basado en análisis de imágenes y las Máquina de Vectores de Soporte (Support Vector Machine SVN) para clasificar la calidad de granos de maíz fue propuesto por Wu et al. (2018). Los resultados indicaron que la máquina de soporte vectorial, con algoritmos de optimización, supera a las redes neuronales, mejorando la precisión de clasificación, especialmente con algoritmos genéticos y de optimización por enjambre de partículas.

Kaliniewicz et al. (2022) también presentaron una propuesta similar para la determinación del volumen de semillas, utilizando las dimensiones de las semillas y la aproximación de una constante (o coeficiente de volumen) que mejor ajustan diferentes especies con formas y tamaños complejos. En este trabajo, también se ha utilizado un picnómetro para la determinación del volumen real de la semilla, y como parámetro para calcular el coeficiente de volumen. En este artículo, se comparan tres modelos diferentes para determinar cuál de los tres produce mejores resultados a la hora de aproximar el volumen real de los granos.

Para identificar granos de maíz con doble Haploide, Altuntas et al. (2018) presentaron un método para tal fin. Extrajeron las características de la textura de los granos utilizando la Matriz de Co-ocurrencia de Niveles de Gris (GLCM). A partir de los descriptores de GLCM se emplearon técnicas de inteligencia artificial como árbol de decisión, red neuronal y k-vecinos próximos (k-NN) para clasificar los granos en dos clases (granos que presentan doble haploide y granos que no lo presentan). Demostrar que el método es preciso y por ende puede sustituir el método originalmente manual.

La determinación del contenido de humedad en granos de cuatro variedades de maíz fue presentada por Wang et al. (2020). El contenido de humedad analizada va desde el 12 % al 32 %. Se empleó un sistema de visión por computadora para obtener imágenes y pesos. La combinación de morfología, color y peso mejoró significativamente la precisión del modelo de regresión lineal, especialmente con el conjunto optimizado de peso-morfológico-color, demostrando el potencial de la técnica para medir rápidamente la humedad del grano en la industria.

Para el conteo automático de granos aplicado a variedades de espigas, Wu et al. (2020) propusieron un método basado en fotos digitales en color, utilizando tecnología de visión por computadora. Emplearon técnicas que permitieron mejorar el procesamiento para separar los granos del fondo, mejorar los contornos e identificar los granos. El método demostró una precisión superior al 93 % en comparación con el conteo manual, siendo eficiente y rentable.

La determinación de las dimensiones de granos de maíz, empleando técnicas de PDI con ImageJ® y un escáner de escritorio fue presentada por Cleva y Liska (2021). El método presentado requirió de equipamiento y software de bajo costo que aseguran su implementación.

En cuanto a la determinación del volumen de granos y semillas existen métodos basados en medidas hechas con calibre y que emplean un modelo basado en estas medidas como el presentado por Varnamkhasti et al. (2007) para el caso de granos de arroz, y otros basados en PDI Cleva et al. (2013, 2017) para el caso de granos de arroz y alubias respectivamente.

El objetivo de este trabajo es comparar tres modelos para la determinación del volumen de muestras de granos de maíz enteros basados en sus dimensiones empleando técnicas de PDI. Como valor de referencia, se emplea el volumen medido con un picnómetro para las mismas muestras. La ventaja del empleo de estos modelos es su bajo costo de implementación y que no requieren de personal especializado para su estimación de manera rutinaria.

MATERIALES Y MÉTODOS

Modelos propuestos

Para cualquier objeto tridimensional, se asume que su volumen es una función de su ancho, largo y espesor. Si se trata de un sólido de revolución, el número de variables se reduce debido a las simetrías del objeto. En el presente trabajo se propone comparar y analizar tres modelos diferentes para la determinación del volumen de muestras de granos de maíz, empleando modelos basados en las dimensiones de los granos obtenidas a partir de sus imágenes digitales. La Figura 1 presenta un grano de maíz en tres dimensiones junto con su área proyectada. En esta figura L_i es la longitud del grano, A_i es el ancho, E_i es el espesor (no visible en las imágenes adquiridas) y S_i corresponde a la superficie del área proyectada.

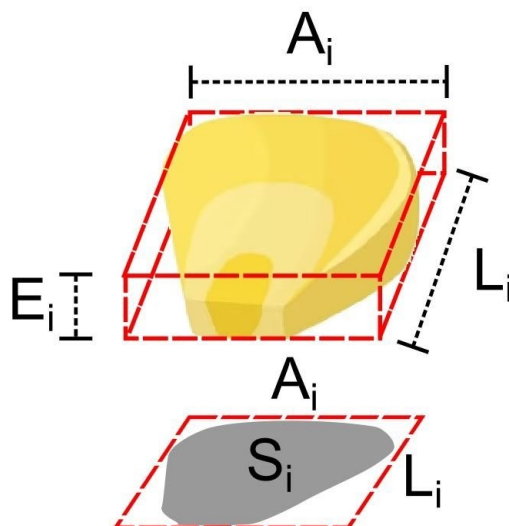


Figura 1. Dimensiones de un grano de maíz: L_i (longitud), A_i (ancho), E_i (espesor) y S_i (área proyectada).

Los tres modelos que se proponen para la estimación del volumen, se relacionan con las variables dimensionales que se obtienen por PDI. Los modelos se presentan a continuación:

Modelo 1: Volumen del grano proporcional al cubo de su longitud.

En este modelo se considera que el volumen individual (V_i) de cada grano es proporcional al cubo de su

longitud L_i . Se elige la longitud porque es la variable con la menor desviación estándar en una muestra de granos. La constante de proporcionalidad K_1 se asume como común a todos los granos de la muestra. El volumen de la muestra $V1_{PDI}$ se determina de la siguiente expresión:

$$V1_{PDI} = K_1 \cdot \sum_i L_i^3 \quad (1)$$

donde $V1_{PDI}$ es igual al volumen real V_r de la muestra determinado experimentalmente. La constante K_1 se determina como:

$$K_1 = \frac{V_r}{\sum_i L_i^3} \quad (2)$$

Modelo 2: Volumen del grano proporcional al cuadrado su ancho por su longitud.

En este modelo, se propone una expresión para el volumen $V2_{PDI}$ como proporcional al cuadrado del ancho A_i por el largo del grano L_i . El volumen se estima a partir de:

$$V2_{PDI} = K_2 \cdot \sum_i A_i^2 \cdot L_i \quad (3)$$

donde $V2_{PDI}$ se iguala al volumen real V_r de la muestra. La constante de proporcionalidad K_2 se determina como:

$$K_2 = \frac{V_r}{\sum_i A_i^2 \cdot L_i} \quad (4)$$

Modelo 3: Volumen del grano proporcional a su área proyectada por su largo.

En este modelo el volumen $V3_{PDI}$ se lo considera como proporcional al área S_i multiplicada por el largo L_i . Este modelo se asume que el área proyectada es más representativa del grano que el cuadrado de su ancho.

$$V3_{PDI} = K_3 \cdot \sum_i S_i \cdot L_i \quad (5)$$

Como en los casos anteriores, la constante de proporcionalidad K_3 se determina como:

$$K_3 = \frac{V_r}{\sum_i S_i \cdot L_i} \quad (6)$$

Preparación de las muestras

Los granos fueron adquiridos de una forrajera local. Se adquirió aproximadamente 1 kg de granos careciendo de información detallada sobre su origen y otras características. Se prepararon diez muestras de aproximadamente cien granos enteros de maíz cada una. De cada muestra se determinaron las masas con una balanza digital de precisión 0,01 gramos. Si bien el valor de las masas no se emplea en los modelos, estas son necesarias para la determinación del volumen experimental V_r . De estas muestras, cinco se emplean para la determinación de las constantes K_1 , K_2 , y K_3 y las otras cinco se usan para la validación de los modelos propuestos. Las imágenes de las muestras fueron digitalizadas con un escáner de escritorio, adquiridas en formato BMP color y con una resolución 300 pixeles por pulgada.

Posteriormente de obtenidas las imágenes, para cada una de las 10 muestras se calculó su volumen correspondiente V_r con el empleo de un picnómetro empleando el método de desplazamiento de tolueno (Mohsenin, 2020).

Preprocesamiento de las imágenes

Para el tratamiento de las imágenes se empleó el programa ImageJ®. La resolución de la adquisición de las imágenes nos da un factor de escala en 188.11 pixeles por centímetro, valor empleado para la conversión de distancia en pixeles a centímetros. La Figura 2 presenta una imagen de una de las muestras, sobreimpreso un recuadro de un conjunto de granos que se usarán de ejemplo para el procesamiento. Para mejorar el preprocesamiento de las imágenes, se ha utilizado un suplemento de color azul real en la cara interna del dispositivo de captura de imágenes. La Figura 3 exhiben los canales (a) rojo, (b) verde y (c) azul respectivamente del recuadro de la Figura 2.

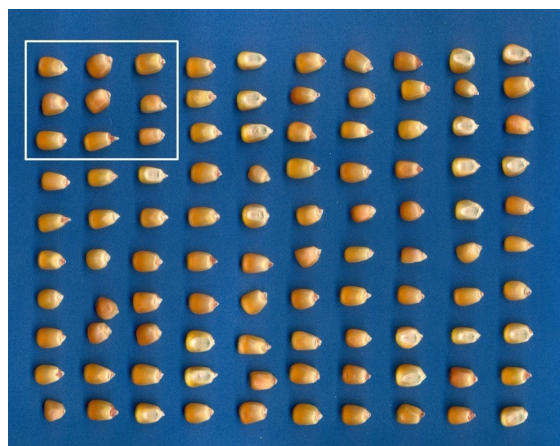


Figura 2. Imagen a color de una de las diez muestras procesadas.

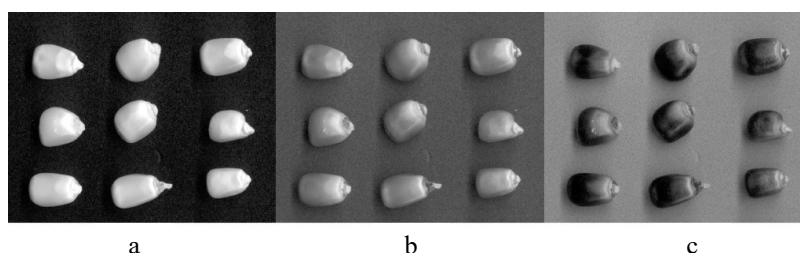


Figura 3. Canal rojo (a), verde (b) y azul (c) de la figura 2.

La figura 4 presenta los histogramas del canal rojo (a), verde (b) y azul (c) para cada canal de la Figura 3. Para seleccionar los granos en las imágenes se utilizó el canal rojo por tener mayor contraste en la distribución bimodal entre los pixeles del fondo y del grano. Esto permitió que la binarización basada en un valor umbral, pueda separar los objetos de interés (granos), del fondo de la imagen. En este caso, se estableció que todos los pixeles con un valor superior al umbral de 111 en la imagen original, pasen a tener un valor de 255 (correspondiente al grano) y los que estén por debajo, un valor de 0 (correspondiente al fondo) en la imagen binarizada.

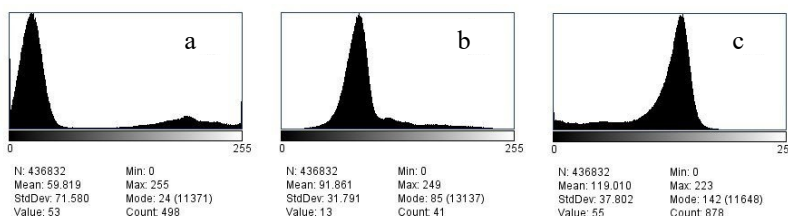


Figura 4. Histogramas del canal rojo (a), verde (b) y azul (c) para cada canal de la figura 4.

Estimación de las dimensiones de los granos.

La estimación del largo y ancho del grano se realizó a partir de determinar la longitud de los ejes de la elipse que mejor ajustó al área proyectada del grano. Este método consiste en sustituir el área del grano de maíz por

una elipse que cumple las mismas propiedades geométricas que la del área del grano. La Figura 5 presenta la imagen binarizada del canal rojo y la elipse con mejor ajuste superpuesta a los granos. La longitud de los ejes mayor y menor de la elipse es similar al largo y ancho de los granos. Esta operación se realiza para cada uno de los granos que componen cada una de las muestras. Las áreas de cada grano se obtienen por simple conteo de píxeles y su conversión a centímetro cuadrado a partir del factor de escala correspondiente.

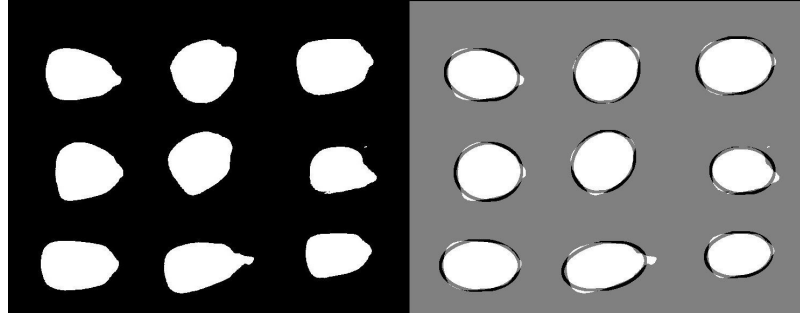


Figura 5. Imagen binarizada del canal rojo (izquierda) y elipse con mejor ajuste superpuesta a los granos binarizados (derecha).

Para cada una de las muestras de validación de los tres modelos se determinaron las desviaciones relativas porcentuales DRP expresadas como:

$$DRP = \frac{|V_r - Vi_{PDI}|}{V_r} \cdot 100 \quad (7)$$

donde V_r es el volumen determinado experimentalmente, Vi_{PDI} es el volumen calculado por cada uno de los métodos.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Los volúmenes reales V_r de las cinco muestras y los resultados de las constantes de proporcionalidad, K_1 , K_2 y K_3 para cada una de estas y para los tres modelos, se presentan en la Tabla 1. Se exhiben también los valores resultantes en las sumatorias de las expresiones (1), (3) y (5), para cada modelo y que son obtenidos a partir de este método. Finalmente se presentan los valores de las constantes para cada muestra y sus promedios con su desviación estándar, estos promedios son los usados para cada modelo en la determinación del volumen a partir de imágenes.

Tabla 1. Volumen (V_r) de las muestras y constantes de proporcionalidad para cada modelo.

Muestra	V_r (cm ³)	$\sum_i L_i^3$ (cm ³)	$K1$	$\sum_i A_i^2 L_i$ (cm ³)	$K2$	$\sum_i S_i L_i$ (cm ³)	$K3$
1	24,76	150,86	0,16	73,52	0,34	82,16	0,30
2	24,03	156,55	0,15	70,11	0,34	81,86	0,29
3	24,38	144,78	0,17	68,39	0,36	77,59	0,31
4	23,46	155,03	0,15	63,53	0,37	77,33	0,30
5	24,22	155,45	0,16	67,28	0,36	79,75	0,30
Promedio			0,16 ± 0,01		0,35 ± 0,01		0,30 ± 0,01

Los resultados obtenidos para los volúmenes de las muestras de control obtenidos por PDI, para los tres modelos, se presentan en la Tabla 2. Para cada modelo también se presentan la DRP de cada muestra y la DRP promedio junto con su desviación estándar.

Tabla 2: Volumen (V_r) de cada muestra y V_{iPDI} obtenido para cada modelo.

Muestra	V_r (cm ³)	V_{1PDI} (cm ³)	DRP %	V_{1PDI} (cm ³)	DRP %	V_{3PDI} (cm ³)	DRP %
1	24,00	25,32	5,5	25,64	6,9	25,55	6,5
2	24,09	23,21	3,7	24,81	3,0	23,99	0,4
3	23,98	22,79	5,0	25,22	5,2	24,00	0,1
4	23,98	23,41	2,4	24,90	3,8	24,18	0,9
5	23,43	24,11	2,9	24,81	5,9	24,53	4,7
Promedio			3,9		4,9		2,5

Los tres modelos empleados para la estimación del volumen a partir de las imágenes de las muestras tienen, en promedio, baja DRP, no alcanzando al 5% como valor máximo en las cinco muestras analizadas. En promedio, el tercer modelo es el que tiene menor DRP, con lo cual podemos concluir que es el mejor modelo. Si bien este modelo requiere de computar dos magnitudes estas son fácilmente determinables por el método de la elipse que mejor ajusta. Además, utilizando ImageJ® no hay diferencia entre los tiempos de cálculo para cada uno de los modelos empleados, ya que de la elipse que mejor ajusta, se obtienen los valores de L_i , A_i , y S_i .

La constante de proporcionalidad tiene baja desviación estándar para cualquiera de los modelos empleados.

CONCLUSIONES

La metodología propuesta tiene un error aceptable en cualquiera de los modelos volumétricos propuestos y tiene la ventaja de que, además de no ser destructivo, no implica el uso de sustancias nocivas para la salud. El modelo que tiene en cuenta la longitud y el área, para las cantidades analizadas, tienen la más baja DRP promedio. En cualquiera de los tres modelos, se requiere de una única etapa experimental para la determinación de la constante de proporcionalidad K_i a partir del volumen real V_r .

El método, una vez calculada esta constante, se puede aplicar de manera rutinaria ya que no requieren de un equipo sofisticado ni de personal entrenado.

En este trabajo no se realizó el análisis de la constante de proporcionalidad en función de la variedad del grano ni del contenido de humedad del mismo, estudio que se realizará a futuro para dar más aplicabilidad al método.

La determinación del volumen aplicando técnicas de PDI permitiría también determinar la densidad de la muestra por este mismo método, trabajo que se haya en curso y en el cual la determinación de la masa de la muestra se realiza por PDI.

REFERENCIAS

Altuntas, Y., Kocamaz, A.F., Comert, Z., Cengiz, R., y Esmeray, M. (2018). Identification of Haploid Maize Seeds using Gray Level Co-occurrence Matrix and Machine Learning Techniques. En *2018 International Conference on Artificial Intelligence and Data Processing (IDAP)*. IEEE.



-
- Cleva, M. y Liska, D.O.** (2021). Determinación de las dimensiones de granos de maíz por técnicas de procesamiento digital de imágenes con ImageJ®. En *Congreso Argentino y Latinoamericano de Ingeniería*.
- Cleva, M., Sampallo, G. y Cristian Acosta, A.G.T.** (2013). Método para la determinación del volumen de una muestra de granos de arroz mediante el procesamiento digital de imágenes. *Revista de Investigaciones Agropecuarias*, 39(2):185–190.
- Cleva, M.S., Sampallo, G.M., Rodrigues Da Fonseca, C., Aquino, D.C., Liska, D.O., y Ventre, F.R.** (2017). Método para la determinación de la densidad de una muestra de granos enteros de alubia por procesamiento digital de imágenes. *RIA. Revista de Investigaciones Agropecuarias*, 43(2):144–148.
- Kaliniewicz, Z., Choszcz, D., y Lipiński, A.** (2022). Determination of seed volume based on selected seed dimensions. *Applied Sciences*, 12(18).
- Mohsenin, N. N.** (2020). Physical Properties of Plant and Animal Materials: v. 1: *Physical Characteristics and Mechanical Properties*. Routledge.
- Prakasa, E., Prajitno, D.R., Nur, A., Sulisty, K.A., y Rachmawati, E.** (2021). Quality categorization of corn (zea mays) seed using feature-based classifier and deep learning on digital images. In *2021 International Conference on Innovation and Intelligence for Informatics, Computing, and Technologies (3ICT)*. IEEE.
- Varnamkhasti, M.G., Mobli, H., Jafari, A.L.I., Rafiee, S., Heidarysoltanabadi, M., y Kheiralipour, K.** (2007). Some engineering properties of paddy (var. sazandegi). 9:763–766.
- Wang, R., Han, F., Jin, Y., y Wu, W.** (2020). Correlation between moisture content and machine vision image characteristics of corn kernels. *International Journal of Food Properties*, 23(1):319–328.
- Wu, A., Zhu, J., Yang, Y., Liu, X., Wang, X., Wang, L., Zhang, H., y Chen, J.** (2018). Classification of corn kernels grades using image analysis and support vector machine. *Advances in Mechanical Engineering*, 10(12):168781401881764.
- Wu, D., Cai, Z., Han, J., y Qin, H.** (2020). Automatic kernel counting on maize ear using rgb images. *Plant Methods*, 16(1).
- Yuanyuan, Z., Jilong, Z., y Lingshen, F.** (2016). Research on quality evaluation of maize seed shape based on support vector machine. In *2016 2nd IEEE International Conference on Computer and Communications (ICCC)*. IEEE.