UNIVERSIDAD AUTÓNOMA CHAPINGO

POSGRADO EN INGENIERÍA AGRÍCOLA
Y USO INTEGRAL DEL AGUA

PROPIEDADES FÍSICO-MECÁNICAS EN NUEZ DE CASTILLA (*Juglans regia L.*) Y ALGORITMO DE MEDICIÓN Y CLASIFICACIÓN CON VISIÓN ARTIFICIAL

TESIS

QUE COMO REQUISITO PARCIAL PARA OBTENER EL GRADO DE:

MAESTRO EN INGENIERÍA AGRÍCOLA Y USO INTEGRAL DEL AGUA

UNIVERSIDAD AUTONOMA CHAPINGO
MEXICO
DIRECCION GENERAL ACADEMICA
DEPTO. DE SERVICIOS ESCOLARES
OFICINA DE EXAMENES PROFESIONALES

P R E S E N T A:

REYES RIVERA ALEJANDRO ERIC

DIRECTOR:

DR. PEDRO CRUZ MEZA

Chapingo, Estado de México, enero de 2018.

Propiedades físico-mecánicas en nuez de castilla (*Juglans Regia L.*) y algoritmo de medición y clasificación con visión artificial

Tesis realizada por **Reyes Rivera Alejandro Eric** bajo la supervisión del Comité Asesor indicado, aprobada por el mismo y aceptada como requisito parcial para obtener el grado de:

MAESTRO EN INGENIERÍA AGRÍCOLA Y USO INTEGRAL DEL AGUA.

DIRECTOR: _____

Dr. Pedro Cruz Meza

ASESOR: _____

Dr. Gilberto de Jesús López Canteñs

ASESOR: _____

Dr. Carlos Alberto Villaseñor Perea

TABLA DE CONTENIDO

CAPITULO 1: INTRODUCCIÓN GENERAL 1

1.1 OBJETIVO GENERAL 3

1.1.1OBJETIVOS ESPECIFICOS 3

1.2 CAPITULOS DE LA TESIS 4

1.3 REFERENCIAS DEL CAPÍTULO 5

CAPITULO 2: REVISION DE LITERATURA 6

2.1 GENERALIDADES DEL CULTIVO 6

2.2 PROCESO DE PRODUCCIÓN 7

2.2.1 MÁQUINAS PARA DESCASCARADO 8

2.3 PROPIEDADES MECÁNICAS DE LOS MATERIALES BIOLÓGICOS 9

2.3.1 ESFUERZO Y DEFORMACIÓN 10

2.3.2 ESFUERZO CORTANTE EN FRUTOS 11

2.3.2 ELASTICIDAD 12

2.3.3 COMPRESIÓN 12

2.3.4 EFECTO DE LA HUMEDAD 13

2.2.3 CLASIFICACIÓN 13

2.3 VISIÓN ARTIFICIAL 15

2.3.1 HISTOGRAMA 16

2.3.2 SEGMENTACIÓN 17

2.3.3 UMBRALIZACIÓN 18

2.3.4 DETECCIÓN DE CONTORNOS 20

2.4 MEDICION DEL COLOR 20

2.5 REFERENCIAS DEL CAPÍTULO 22

CAPITULO 3: COMPORTAMIENTO MECÁNICO DE LA CÁSCARA VERDE EN NUEZ DE CASTILLA (*Juglans regia L.*) BAJO CARGA DE COMPRESIÓN 25

3.1 INTRODUCCIÓN 26

3.2 MATERIALES Y MÉTODOS 28

3.3 RESULTADOS Y DISCUSIÓN 32
3.4 CONCLUSIONES DEL CAPÍTULO 39
3.5 REFERENCIAS DEL CAPÍTULO 40
CAPITULO 4: ALGORITMO PARA MEDICIÓN Y CLASIFICACIÓN POR TAMAÑO DE NUEZ DE CASTILLA (*JUGLANS REGIA L.*) UTILIZANDO VISIÓN POR COMPUTADORA 42
4.1 INTRODUCCIÓN 44
4.2 MATERIALES Y MÉTODOS 45
4.2.1 ADQUISICIÓN DE IMÁGENES Y PARÁMETROS DE COLOR EN LA NUEZ Y LA CÁSCARA 45
4.2.2 LAS DIMENSIONES DE LA NUEZ 46
4.2.3 DESARROLLO DEL ALGORITMO 47
4.2.4 ORIENTACIÓN DE LA NUEZ PARA LA CAPTURA DE LAS IMÁGENES 49
4.2.5 MEDICIÓN DE LA NUEZ POR REFERENCIA 50
4.2.5 PRUEBAS DEL ALGORITMO 53
4.3 RESULTADOS Y DISCUSIÓN 53
4.3.2 RESULTADOS DE LAS PRUEBAS 55
4.4 CONCLUSIONES DEL CAPÍTULO 59
4.5 REFERENCIAS DEL CAPÍTULO 60
CAPITULO 5. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES GENERALES 62
5.1. REFERENCIAS GENERALES 63

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 2.1 MAQUINA DESCASCARADORA Y DE LAVADO DE NUEZ DE CASTILLA **9**
FIGURA 2.2 CURVA CARACTERÍSTICA DE ESFUERZO DEFORMACIÓN **10**
FIGURA 2.3.NUECES INMADURAS CON CÁSCARA VERDE(A). NUECES CON MANCHAS INDICADORAS DE PUDRICIÓN(B). **15**
FIGURA 2.4. HISTOGRAMA DE NIVELES DE GRISES DE UNA IMAGEN. **17**
FIGURA 2.5.REGIONES DE LAS SUB IMÁGENES DENTRO DE LA IMAGEN PRINCIPAL. **18**
FIGURA 2.6. HISTOGRAMA DE LA APLICACIÓN DEL MÉTODO DE OTSU PARA LA UMBRALIZACIÓN ÓPTIMA. **19**
FIGURA 2.7. ESCALAS DE LOS CANALES DE COLOR DENTRO DEL ESPACIO CIELAB. **21**
FIGURA 3.1 LAS 3 DIMENSIONES PRINCIPALES DE LA NUEZ DE CASTILLA **30**
FIGURA 3.2 PUNTOS DE RUPTURA EN EL DIAGRAMA DE ESFUERZO DEFORMACIÓN (A), FRACTURA EN LA CASCARA VERDE (B). **32**
FIGURA 3.3 GRUPO DE NUECES ALMACENADAS POR MÁS 10 DÍAS **35**
FIGURA 3.4 EFECTO DEL CONTENIDO DE HUMEDAD **36**
FIGURA 3.5. RELACIÓN ENTRE EL CONTENIDO DE HUMEDAD DE NUECES **36**
FIGURA 3.6. EFECTO DEL CONTENIDO DE HUMEDAD EN LA CARGA PARA DESCASCARAR NUECES EN LAS ORIENTACIONES X, Y & Z **37**
FIGURA 3.7 RELACIÓN ENTRE EL CONTENIDO DE HUMEDAD SOBRE LOS FRUTOS **38**
FIGURA 4.1. CAPTURA DE IMÁGENES DE NUECES CON CASCARA **47**
FIGURA 4.2. PROCESO DE SEGMENTACIÓN DE CASCARA Y NUEZ **48**
FIGURA 4.3 VARIACIÓN EN LA MEDICIÓN DE L EN X **50**
FIGURA 4.4. SEGMENTACIÓN DE LA REFERENCIA Y MEDICIONES **51**
FIGURA 4.5. DIAGRAMA LÓGICO DEL ALGORITMO DE MEDICIÓN Y CLASIFICACIÓN **54**
FIGURA 4.6. A) ORIENTACIÓN NO ENCONTRADA EN LAS IMÁGENES **56**
FIGURA 4.7. NUECES CLASIFICADAS POR EL ALGORITMO **58**

LISTA DE CUADROS

CUADRO 3.1. MEDIAS Y DESVIACIONES ESTÁNDAR DE LOS PARÁMETROS FÍSICOS DE LA NUEZ DE CASTILLA CON Y SIN CASCARA. **33**

CUADRO 3.2. HUMEDAD DE NUECES CON CASCARA DETERMINADA A PESO CONSTANTE EN 3 DIFERENTES PERIODOS **34**

CUADRO 3.3 ECUACIONES DE REPRESENTACIÓN DE LA RELACIÓN ENTRE EL CONTENIDO DE HUMEDAD Y SU INFLUENCIA EN LA CARGA APLICADA A LAS NUECES EN CONDICIONES GENERALES Y SELECCIONADAS POR INDICIOS DE MADUREZ **39**

CUADRO 4.1. ESPECIFICACIONES TÉCNICAS DE LA CÁMARA WEB LOGITECH C920 **46**

CUADRO 4.2. DIMENSIONES MEDIAS Y SU DE EN NUEZ DE CASTILLA **52**

CUADRO 4.3. RESULTADOS DEL ALGORITMO DE VISIÓN EN DETECCIÓN DE NUEZ Y SU POSICIÓN Y DE SU MEDICIÓN SIN CASCARA. **55**

AGRADECIMIENTOS

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT), por todo el apoyo recibido, sin este no habría sido posible realizar mis estudios de posgrado.

A la Universidad Autónoma Chapingo, mi Alma Mater por formarme como una persona íntegra, brindándome las habilidades y conocimientos necesarios para afrontar la vida diaria y profesional, con profundo sentimiento.

Al Posgrado de Ingeniería Agrícola y Uso Integral del Agua, por brindarme la oportunidad de seguir creciendo en mi formación académica y por las experiencias que forjaron mi ser.

A mi comité de tesis; agradezco profundamente al **Dr. Pedro Cruz Meza** por todo el apoyo y confianza que he recibido de su parte, por los conocimientos que me ha transmitido a través de estos años. De igual forma, agradezco al **Dr. Gilberto de Jesús López Canteñs, al Dr. Carlos Alberto Villaseñor Perea**, así como a la **Dra. Ma. Del Rosario Venegas Ordoñez** por el apoyo brindado y por disponer parte de su tiempo para culminar este proyecto.

Al **M.I. Abner Orlando Chávez**, cuyo aporte ha sido indispensable, con sus valiosos conocimientos transmitidos hacia mí en la culminación del algoritmo de visión artificial.

DEDICATORIAS

A mis padres, Alejandro y María,

A mis hermanos y familia,

A mis demonios, a quien soy y a quien fui, y a lo que ahora es visible para mí.

DATOS BIOGRÁFICOS

Alejandro E. Reyes Rivera, autor de la presente tesis es originario del Estado de México, nació el 16 de abril de 1991 en el municipio de Ozumba de Alzáte, sus estudios de educación básica los realizó en esa misma comunidad, en la escuela primaria Adolfo López Mateos (1997-2003). Sus estudios de secundaria los cursó en la Secundaria oficial Josefa Ortiz de Domínguez (2003-2006) en la misma comunidad de Ozumba. Los estudios de nivel media superior los realizó en el Plantel Sor Juana Inés de la Cruz (2006-2009) en el municipio vecino de Amecameca de Juárez. Posteriormente, ingresó a la Universidad Autónoma Chapingo en el ciclo 2009-2014, donde curso un año de propedéutico y cuatro de licenciatura, egresando con el título de Ingeniero Mecánico Agrícola.

En agosto de 2015 ingresó al Programa de Posgrado de Ingeniería Agrícola y Uso Integral del Agua en la Universidad Autónoma Chapingo, para realizar estudios de maestría en la línea de mecanización agrícola.

RESUMEN GENERAL

Propiedades físico-mecánicas en nuez de Castilla (*Juglans regia L*.) y desarrollo de un algoritmo de medición y clasificación con visión artificial

El presente trabajo describe una investigación enfocada en la nuez de castilla (*Juglans Regia. L*) para determinar sus propiedades físico-mecánicas que, para el diseño y desarrollo de equipos especializados en labores agrícolas es necesario conocer, así como el desarrollo de un algoritmo de clasificación del fruto por tamaño utilizando técnicas de visión por computadora. Se presentan los resultados obtenidos en pruebas mecánicas de compresión hechas a la cascara verde en la nuez en 3 orientaciones (x, y & z) y en 3 periodos de almacenamiento (4, 7 y 10 días), se analizó la carga necesaria para iniciar la fractura en esta, y su relación con el contenido de humedad la cual se determinó en cada uno de los periodos. Los resultados muestran un incremento en el contenido de humedad durante el tiempo de almacenamiento del 67 al 73% y una relación lineal negativa para la carga aplicada en 3 direcciones cuya menor media se registró en la dirección “Y” del fruto donde la carga descendió de 450 a 200 N. El algoritmo para la identificación y clasificación de nueces fue desarrollado en un lenguaje de programación en C++ e incorporando las librerías de OpenCV, La detección de orientación se realizó mediante el cálculo del error relativo porcentual de la posición del fruto. Fue probado en una banda transportadora con una cámara y un sistema de rotación y orientación del fruto en su parte final, Los resultados observados en la medición y clasificación de la nuez reflejan una exactitud de 96.7% y una especificidad de 93.5%, además de una velocidad media de 7 nueces por minuto, para las condiciones de iluminación y manejo específicas de este trabajo.

Palabras clave: *Juglans regia L*., Propiedades físico-mecánicas, medición de frutos, visión por computadora, clasificación.

GENERAL ABSTRACT

Physico-mechanical properties in walnut (*Juglans regia L.*) and development of a measurement and classification algorithm with artificial vision.

This paper describes a study focused on the walnut (Juglans Regia L.) to determine its physico-mechanical properties that, for design and development of specialized equipment in agricultural work, are necessary to know, as well as the development of a nut classification algorithm by size using artificial vision. Results obtained in the mechanical compression tests made to the walnut's green shell in 3 directions (x, y & z) and in 3 storage periods (4, 7 and 10 days) are presented. The load necessary to initiate the fracture in it was analyzed, and its relationship with the moisture content was determined in each period. The results show a 67-73% increase in the moisture content during storage and a negative linear relationship for the load applied in 3 directions; the lowest average was recorded in the "Y" direction where the load decreased from 450 to 200 N. The algorithm for nut identification and classification was developed in a programming language in C ++ and incorporates the OpenCV libraries. The detection of orientation was made by calculating the percentage relative error of the position of the fruit. It was tested on a conveyor belt with a camera and a rotation system in its final part. The results observed in the measurement and classification of the nut show a precision of 96.7% and a specificity of 93.5%, plus an average speed of 7 nuts per minute, for the lighting and handling conditions of this work.

Keywords: *Juglans regia L.*, physico-mechanical properties, fruit measurement, computer vision, classification.

CAPITULO 1: INTRODUCCIÓN GENERAL

La nuez de Castilla (Juglans regia L.) es el fruto del árbol de nogal, una drupa de la familia juglandaceae y del género Juglans, valorada por sus características nutricias y su contenido antioxidante (Carvalho *et al.,* 2010). La producción de nueces con cáscara a nivel mundial está estimada en más de cinco millones 65 mil toneladas (FAOSTAT, 2014) donde se incluye la nuez de Castilla, siendo hasta el 2014, Estados Unidos e Irán los dos principales productores (FAOSTAT 2014). Su distribución en el territorio mexicano se encuentra en los estados de Puebla, Tlaxcala, Estado de México, Querétaro y Oaxaca (SAGARPA 2009).

Según Luna *et al*., (2013) el abasto del producto se encuentra en riesgo, pues a decir de los productores y comerciantes, problemas como plagas al nogal (nombre común en México para los árboles de nuez), ha provocado bajos rendimientos, la creciente importación de nuez de Castilla al país, el poco valor agregado del fruto, además de los altos costos de producción debido a la baja tecnificación en el cultivo son factores que afectan la sustentabilidad del producto.

Dentro del proceso de postcosecha de nueces de Castilla, se encuentra el almacenamiento como gestión de madurez, el descascarado, el lavado, la selección y clasificación, siendo estas dos últimas y el descascarado las actividades más demandantes de mano de obra y tiempo. Aunque existen equipos de descascarado en el mercado mexicano, se trata de productos extranjeros (China y Estados Unidos principalmente) que han sido desarrollados bajo condiciones físico-mecánicas del fruto del país de origen. Estas propiedades en México parecen no haber sido estudiadas aún. La importancia de analizar las propiedades radica en dar píe al desarrollo de dispositivos diseñados especialmente para la producción de la nuez en el país e impulsar así la tecnificación de las zonas productoras.

La etapa de clasificación de las nueces se basa en las dimensiones geométricas del fruto. La determinación de tamaño de frutos en general es muy importante por varias razones según Moreda *et al.*, (2009) posibilita la organización del producto en categorías que permiten asignar un precio de mercado a cada una de ellas, además

de diversas ventajas al momento del empaque y transporte ya que se aprovecha mejor el espacio destinado para ello. Por otra parte, la selección consiste básicamente en separar aquellas nueces que por condiciones de madurez no ha sido posible retirarles la cáscara verde.

La estimación de la madurez es un tema al que se le ha buscado solución durante mucho tiempo, la búsqueda de métodos estimadores de madurez o tamaño lo suficientemente confiables y rápidos ha desembocado en una vasta cantidad de estudios realizados a diferentes frutos. Los experimentos van desde la medición de la cantidad de azúcares o contenido de humedad, hasta la estimación de la reacción de la fruta a la energía acústica como menciona Alvarado (2008). Al respecto Studman (2001) destaca la relevancia y el crecimiento que ha tenido la incorporación de las tecnologías computacionales y la electrónica, dentro de las cuales se encuentra el procesamiento de imágenes por visión artificial, por su alto impacto en la industria de la postcosecha. El empleo de estos métodos presentan dos tipos de información; datos geométricos como tamaño y forma e información de la superficie como el color y la textura, con un alto índice de precisión (Igno, *et al.,*2010; Moreno, *et al.*, 2012; Atencio *et al.,* 2009; Sundhakara, 2004).

Existen en México algunos dispositivos de clasificación por tamaño del fruto, en su mayoría son mecánicos, de rodillos o charolas, pero por lo general son equipos de un costo muy elevado debido a su escasa disponibilidad. Por otra parte, en la mayoría de las unidades productoras, la selección de nueces con cáscara verde es manual, por ello la necesidad del desarrollo de sistemas más precisos y la búsqueda de alternativas más baratas para realizar estas actividades.

1.1 OBJETIVO GENERAL

El objetivo principal de este trabajo está centrado en sentar las bases teórico-prácticas para el diseño de equipos especializados en el cultivo de nuez de Castilla, a través del análisis de sus propiedades físico-mecánicas y la inclusión de tecnologías computacionales de medición y clasificación de bajo costo y alta precisión.

1.1.1OBJETIVOS ESPECIFICOS

- Determinar las propiedades físicas de la nuez con y sin cáscara verde.
- Realizar las pruebas de compresión a la cáscara verde del fruto en diferentes etapas de almacenamiento para analizar su comportamiento versus su contenido de humedad
- Desarrollar un algoritmo de identificación de la cáscara verde y de clasificación por tamaño de nuez de Castilla.
- Realizar pruebas al algoritmo y determinar su nivel de precisión en medición y estimación del tamaño de la nuez de Castilla.

1.2 CAPITULOS DE LA TESIS

En los siguientes capítulos se presenta el trabajo realizado durante los estudios de maestría en el Posgrado de Ingeniería Agrícola y Uso Integral del Agua, sobre las propiedades físico-mecánicas de la nuez de Castilla y el desarrollo de un algoritmo de medición y clasificación empleando visión por computadora, en principio se presentan las bases teóricas con las cuales se llevó cabo la investigación, donde se especifican algunos aspectos generales sobre el fruto su descripción y sus propiedades, algunos apuntes de mecánica de materiales para la comprensión del comportamiento del fruto durante las pruebas de compresión, y una breve introducción a la visión artificial.

Los capítulos 3 y 4 están dedicados a la descripción y análisis de resultados obtenidos tanto en las pruebas de compactación de la nuez como en el desarrollo del algoritmo.

1.3 REFERENCIAS DEL CAPÍTULO

Atencio, P., Sánchez G., y Branch.(2009) *"*Automatic visual model for classification and measurement of quality of fruit: case mangifera indical*".* Dyna. 76. (170),. 317-326.

Alvarado, M. O. (2008). *Desarrollo de un sistema para la clasificación automatizada de frutos agrícolas con base a su grado de madurez*. Centro Nacional de Investigacion y Desarrollo Tecnológico.

Carvalho, Ferreira P., Mendes V., Silva R., Pereira S, Silva B.. 2010. Human cancer cell antiproliferative and antioxidant activities of *Juglans regia* L. *In*: Food and Chemical Toxicology, Vol. 48, Núm. 1. pp: 441–447.

FAOSTAT (Food and Agriculture Organization statistical database). 2014. Consultado. *In*: http://faostat.fao.org/site/339/ default.aspx (mayo de 2015).

Igno, O., Para, R., & Mu, A. (2010). *Sistema para clasificación de jitomates basado en metrología laser y algoritmos computacionales*. Centro de Investigaciones en Óptica.

Moreno, Adolfo; Ballesteros, Deimer; Sánchez, G. (2012). Un Prototipo Mecánico Para La Automatización del Proceso De Selección De Mango Tipo Exportación. *Revista Ingenierías Universidad de Medellín*, *11*(21), 151–160.

SAGARPA (Secretaría de Agricultura, Ganade¬ría, Desarrollo Rural, Pesca y Alimentación). 2009. Consultado en SIAP (Servicio de Infor¬mación Agroalimentaria y Pesquera. En http://www.siap.gob.mx/index.php?option=com_wrapper&view=wrapper&Itemid=351 (enero 2015).

Sundhakara, R., y Renganathan S. *"New approaches for size determination of apple fruits for automatic sorting and grading".* Iranian Journal of Electrical and ComputerEngineering,Vol. 1, No. 2, 2002.

CAPITULO 2: REVISION DE LITERATURA

2.1 GENERALIDADES DEL CULTIVO

El nogal es un árbol caducifolio de producción anual que alcanza los 25 m de altura. Autóctono de la región que se extiende desde los Balcanes hacia el este, a través de Persia al Himalaya y suroeste de China. Es ampliamente cultivado a lo largo de esta región y en otros lugares en zonas templadas. En su estado natural se le encuentra desde 500 a 3000 msnm, principalmente en laderas de montañas, se reporta como un cultivo que puede soportar de 300 a 1500 mm de precipitación anual y temperaturas desde 7 hasta 21 °C, es un cultivo muy sensible a cambios de temperatura excesivos, condiciones térmicas desde los 38 °C causan quemaduras solares en la nuez que afecta la calidad de la almendra, sin embargo, una temperatura entre 27 y 32 °C en tiempos cercanos a la cosecha proporcionara un alto contenido de aceite en el fruto(Lim, 2014). Por otra parte, un clima por debajo de los límites de tolerancia del cultivo provocara una prematura marchitez en las hojas y en el fruto. El nogal se desarrolla bien en suelos profundos, bien drenados y moderadamente fértiles, un ph de 6.5-7 es ideal. Es sensible a los suelos alcalinos y salinos; y es intolerante a las condiciones de inundación. Se necesita buena protección contra el viento en áreas con fuertes corrientes, pues su madera es de consistencia vidriosa. La drupa mide hasta 5 cm de largo, de forma ovoide a sub-globosa; con epicarpio verde, glandular; irregularmente dehiscente que contiene una superficie arrugada y dura de color café de 2 válvulas de endocarpio que a su vez contiene un núcleo (almendra) de 2 a 4 lóbulos en la base. Su importancia es principalmente culinaria, la composición nutritiva de la nuez por cada 100 g comprende 4.07 g de agua, 654 kcal (2738 kJ), 15.23 g de proteína, 65.21 g de grasa, 13.71 g de carbohidratos, 6.7 g de fibra dietética y 2.61 g de azúcares totales principalmente (Lim, 2014). También tiene importancia medicinal, pues contiene activos antioxidantes, anticancerígenos, antidiabéticos, antivirales y antimicrobianos. A nivel mundial el líder en producción de nueces de Castilla es

Estados Unidos, seguido de Irán, China, Turquía, Ucrania, Rumania, India, Francia, Yugoslavia y Grecia (Lim, 2014).

La nuez de Castilla es un producto que ha sido estudiado también como fuente de aceites, se ha extraído aceite a presión y se han analizado sus características y sus porcentajes de grasas y triglicéridos(Bada *et al.*, 2010).

Además, la cáscara verde de la nuez es usada artesanalmente para realizar pigmentos naturales, se ha estudiado también su viabilidad como sustrato natural para la producción de plántulas de pinos(*pinus pátula*) en viveros (Romero, 2012), y su inclusión en carnes procesadas como aditivo de propiedades inhibidoras de microorganismos (Salejda *et al.*, 2016).

2.2 PROCESO DE PRODUCCIÓN

Las labores culturales que se realizan al cultivo son principalmente la fertilización y fumigación los cuales son realizados por menos del 50 % de los productores en la zona centro de México, otras con menor índice son la poda, el raleo, el cajeteo y el riego realizado por menos del 30 % de los propietarios. Las actividades postcosecha incluyen el descascarado, lavado, selección y envasado, estas mantienen un carácter tradicional en la zona pues se hace uso de mano de obra familiar donde sólo el 24 % del personal utilizado es asalariado (Luna *et al.,* 2013).

Dentro de las actividades mencionadas, el descascarado y la selección son las actividades que demandan mano de obra y tiempo, y se realizan nuez por nuez de forma manual. Un factor importante es la baja tecnificación en los procesos pues se debe considerar que los productores en la región tienen una media de 58 años de edad. Aproximadamente el 80% tiene más de 70 años y el 3.5% menos de 40 años, (Luna *et al.,* 2013), Esto indica una población productora avejentada, para quienes resulta exhaustivo realizar las actividades requeridas por el cultivo y que sin embargo opta por no contratar mano de obra, lo cual demanda alternativas de tecnificación que puedan ser implementadas en la producción postcosecha de la nuez.

2.2.1 MÁQUINAS PARA DESCASCARADO

En el mercado mundial existen equipos especializados en el descascarado de nuez de Castilla, estos incluyen dispositivos de mediana y baja producción hasta máquinas industriales que además del descascarado realizan la limpia y la clasificación del fruto por tamaño.

Algunas de estas máquinas comprenden equipos que inicialmente fueron fabricados para un fin distinto al de descascarar nueces, por ejemplo, se encontró que una desgranadora de maíz John Deere modelo1-B fue comprada hace más de 20 años en Wisconsin (EU), y recientemente ha sido restaurada y motorizada especialmente para pelar la cáscara de las nueces de Castilla. En China se han diseñado máquinas para el descascarado de nuez de Castilla en particular (Henan Topp Machinery Co., Ltd., 2016), éstas cuentan con un sistema de enjuague y con capacidad de producción de media tonelada por hora, su precio a 2016 es de 1195 USD (Figura 2.1). Turquía por otra parte cuenta con máquinas peladoras de nuez para productores a mediana escala. El equipo regula su velocidad para evitar el quiebre de la nuez y además con tiempo de trabajo programable (Kadioglu Nutmec, 2015). Existen también en Estados Unidos máquinas peladoras industriales, empleadas desde un nivel medio a escalas de produccion superior, son estacionarias y proveen rendimientos notablemente superiores a los mencionados anteriormente, cuenta tambien con una etapa de lavado del producto y clasificacion del tamaño del fruto por cribas principalmente. En otros trabajos de investigación se mencionan otros tipos de nueces como la nuez de palma donde se han centrado en la quiebra del endocarpio (cáscara dura) del fruto, destinados a uso rural en países africanos como Nigeria (Udo, Adisa, Ismaila, & Adejuyigbe, 2015), existen otros que si se enfocan en el retiro de la cáscara pero en nuez pecanera (Verma *et al.*, 1991) la cual trabaja presionando el fruto entre dos tambores para quitar la cáscara.

Figura 2.1 Máquina descascaradora y de lavado de nuez de Castilla de fabricación China.

2.3 PROPIEDADES MECÁNICAS DE LOS MATERIALES BIOLÓGICOS

El estudio de las propiedades físico-mecánicas de los productos agrícolas, tiene su importancia en la proyección adecuada del diseño y construcción de maquinaria agrícola para cosecha, transporte, selección y almacenamiento, y en general la mejora en la calidad en el manejo del producto.

La aplicación de la teoría de la deformación es importante en este tipo de estudios, ya que, en productos agrícolas, la elasticidad pura no existe por su compleja estructura biológica y su propiedad anisotrópica en la mayoría de ellos, por lo tanto, se tiene la deformación dependiente de la velocidad en la aplicación de la carga y el tiempo que ésta dura (Gharibzahedi *et al.,* 2012). Debido a esta complejidad en general es útil el estudio empírico de las propiedades de un sistema biológico, al tratar de llegar a conclusiones a partir de una descripción simple y de la comparación de los hechos observados, la aplicación de los principios fundamentales de la mecánica de materiales se empleará como un buen comienzo para llegar a soluciones útiles.

2.3.1 ESFUERZO Y DEFORMACIÓN

Para hallar la distribución real de esfuerzos dentro de un elemento es necesario analizar las deformaciones que tienen lugar en el material. La deformación normal se define como la deformación del elemento por unidad de longitud (Smith y Hashemi, 2004). La gráfica del esfuerzo normal **σ** contra la deformación unitaria **Є** (Figura 2.2) se obtiene a medida que la carga aplicada al elemento se incrementa. De este diagrama es posible determinar algunas propiedades importantes del material utilizado, como su módulo de elasticidad, la ductilidad y fragilidad. Los materiales dúctiles se caracterizan por su fluencia a temperaturas normales. La longitud varia linealmente con la carga aplicada a una tasa muy lenta, de forma que la porción inicial del diagrama es una línea recta con una pendiente pronunciada, sin embargo, después de alcanzar el valor crítico del esfuerzo σ_Y (punto de fluencia o cedencia del material). La probeta experimenta una gran deformación con incrementos relativamente pequeños en la carga aplicada. El esfuerzo ultimo σ_U corresponde a la carga máxima aplicada al material y se conoce como resistencia ultima y el esfuerzo σ_B corresponde a la resistencia a la fractura de éste. Por otra parte, los materiales frágiles se caracterizan por el fenómeno en donde la fractura ocurre sin un cambio notable previo a la tasa de deformación, además la deformación unitaria al momento de la fractura es mucho menor que para los materiales dúctiles (Ferdinand *et al,* 2010).

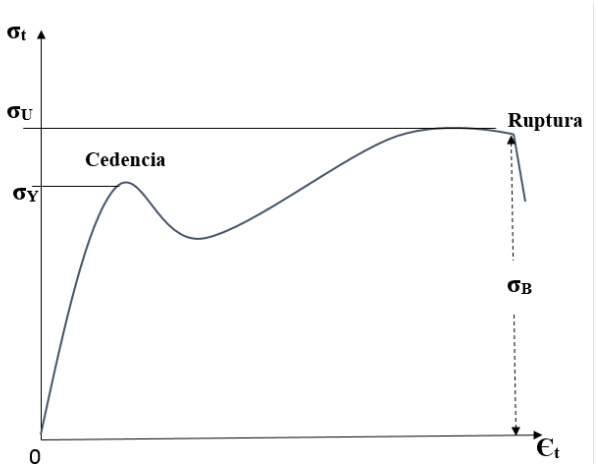

Figura 2.2 Curva característica de esfuerzo deformación en materiales dúctiles.

2.3.2 ESFUERZO CORTANTE EN FRUTOS

También llamado cizallamiento, ocurre frecuentemente durante procesos tecnológicos, surge como resultado de las fuerzas opuestas pero paralelas que actúan sobre un plano que pasa por ese punto, y se expresa en pascales como unidad de medida. Según estudios realizados, el grado de madurez se puede determinar de acuerdo a la medición de la resistencia al esfuerzo cortante de la pulpa (Schmidth *et al*, 1962). En frutos, la maduración se relaciona con los cambios en las sustancias pécticas en la parte central de la pared celular estos cambios resultan en la madurez del fruto. La fuerza de cizallamiento de la pulpa determina entonces, el grado en la cual las células son retenidas conjuntamente (Schmidth *et al*, 1962).

Los frutos carnosos pasan por un estado natural denominado maduración, que se indica cuando han dejado de crecer, seguido de la senescencia o envejecimiento y finalmente la descomposición, existen dos tipos de maduración, que corresponden a dos formas de respiración distintas: Maduración climatérica y no climatérica en esta última, los frutos solo maduran en la planta y su calidad como alimento disminuye si se recolectan antes de su maduración plena. Por otra parte, los frutos de maduración climatérica pueden ser cosechados antes de comenzar a madurar, pero con un desarrollo pleno, estos se pueden madurar natural o artificialmente (Sangerman, 2008).

2.3.2 ELASTICIDAD

Cuando un material se somete a una fuerza de tracción uniaxial o compresión ocurre una deformación en éste, si este recupera sus dimensiones originales cuando se elimina la fuerza, se considera que el material ha sufrido una deformación elástica. Si, por el contrario, el material se ha deformado tanto que no puede recuperar completamente las condiciones iniciales se considera que ha sufrido una deformación plástica. Durante esta deformación, los átomos del material se desplazan continuamente (Ferdinand *et al*, 2010).

El módulo de elasticidad, E está relacionado con la fuerza de enlace entre los átomos del material y se deriva de la ley de Hooke y se define como la relación entre el esfuerzo o tensión aplicada y la deformación producida:

$$E = \frac{\sigma}{\epsilon} \quad , Pa \qquad (2.1)$$

2.3.3 COMPRESIÓN

Los ensayos de materiales a compresión se determinan en los laboratorios de forma experimental. Las conjeturas sobre las propiedades en estas condiciones de carga según Diaz y Zapata (1981) se resumen en lo siguiente; “Los materiales dúctiles presentan los mismos valores a compresión como en tensión, la diferencia es el esfuerzo de ruptura, en tensión es fácil fracturar un material, mientras que en compresión se deforma indefinidamente. Los materiales frágiles no presentan punto de cedencia en ningún caso y el esfuerzo de ruptura coincide con el esfuerzo último. Estos materiales también presentan una resistencia ultima mucho más elevada a compresión que en tensión” (p. 31).

2.3.4 EFECTO DE LA HUMEDAD

A través del tiempo, se ha encontrado que el estudio de las propiedades físico-mecánicas tienen una estrecha relación con el contenido de humedad presente en el objeto a analizar. En semillas como piñones (*Pinus pinea L.*) se ha encontrado que la fuerza de ruptura, la deformación, la elasticidad y la energía que demanda la fractura del endocarpio son dependientes del contenido de humedad. Además se han encontrado relaciones lineales decrecientes con la humedad en el índice elástico de la cáscara dura (Cárcel *et al.,* 2012). Otros estudios realizados en jatropha (*Jatropha curcas L*.) indican una dependencia en las dimensiones de la fruta, así como variaciones en su forma, también se menciona que la densidad y la fuerza de compresión disminuye, todo esto a medida que el contenido de humedad aumenta (Pradhan *et al*.,2009).

Otro parámetro que suele ser afectado por el contenido de humedad son los coeficientes de fricción estáticos y dinámicos de frutos sobre superficies como la lámina de acero. Los estudios demuestran una relación de incremento lineal positivo entre el contenido de humedad y dichos coeficientes (Altuntaş y Yıldız, 2007).

2.2.3 CLASIFICACIÓN

La clasificación en general responde a una necesidad de organizar un servicio o un producto, en dependencia de las características de calidad de interés para quien lo adquiere, Se puede realizar en orden de muchos factores, como su procedencia, fabricación, uso o en el caso de productos agrícolas, de características físicas y fisiológicas que garanticen al productor un buen precio de mercado y al consumidor un producto de buena calidad. Para la investigación y el control de la calidad se deben medir atributos relacionados a esta, lo cual abarca atributos sensoriales, valores nutricionales, constituyentes químicos, propiedades mecánicas, propiedades funcionales y defectos (Abbott, 1999). Para este tipo de análisis se han

desarrollado diversos métodos de medición de factores que influyen en la calidad, algunos de estos métodos incluyen tecnologías electromagnéticas como la espectroscopia de infrarrojo cercano (NIR). En la agricultura fue por primera vez usada para medir humedad en granos, desde entonces se ha aplicado para la medición de proteína y grasas contenidas en los alimentos y productos agrícolas como contenido de materia seca en cebollas, o de solubles sólidos en manzanas (Nicolaï *et al.*, 2007).

Se ha explorado también la aplicación de rayos X para inspeccionar el interior de los productos agrícolas y determinar el coeficiente de absorción, la densidad del producto y su espesor, además del contenido de humedad, debido a que el agua rige la absorción de rayos X. Además del uso de resonancias magnéticas para mostrar morfología, maduración, semillas con daños de gusano, hematomas, regiones secas y cambios debidos al calor o la congelación, fluorescencia y emisión de luz retardad utilizada para la medición indirecta de madurez. El contenido de clorofila y la capacidad fotosintética de las hojas en la planta está relacionada con la madurez y ciertos defectos por lesiones. Por otra parte, los métodos mecánicos se han utilizado principalmente para determinar el módulo elástico de deformación, esfuerzos de ruptura o dureza con pruebas de impacto. Las vibraciones sónicas y ultrasónicas para medir la excitación de los productos pues estas frecuencias pues estas se relacionan con la elasticidad, la fricción interna, la forma, el tamaño y la densidad. Las tecnologías electroquímicas como la medición de grados brix para estimar madurez o algunos desordenes fisiológicos(Abbott, 1999).

Para el caso de las mediciones en nuez de Castilla, los principales aspectos de calidad que influyen directamente en la clasificación son el peso, dimensiones, coloración, madurez. Este último aspecto se refleja visualmente en la presencia de cáscara verde en la superficie del epicarpio del producto, ya que como se mencionó anteriormente, la cáscara es semi indehiscente y no se retira completamente hasta no haber alcanzado su nivel de madurez biológico (Figura 2.3A). Las dimensiones y la coloración en la nuez son indicadores de calidad que determinan el precio del producto en el mercado. Los frutos pequeños y manchados por pudrición en la pulpa

(Figura 2.3B) tendrán precios inferiores a frutos de mayor tamaño y sin manchas. El peso es un aspecto muy importante pues una masa menor indica una almendra dañada o que no alcanzo un nivel de madurez adecuado para ser comestible, sin embargo, la medición del peso ha sido omitida por mucho tiempo debido a que no resulta practico para productores y compradores el pesaje de nueces una a una, por lo que este aspecto muchas veces se deja al azar y al adquirirlas no se tiene conocimiento real de las nueces que por dentro son aprovechables.

Figura 2.3. Nueces inmaduras con cáscara verde(A). Nueces con manchas indicadoras de pudrición(B).

2.3 VISIÓN ARTIFICIAL

Dentro de las tecnologías electromagnéticas para la medición de aspectos de calidad, se encuentran además de las mencionadas anteriormente, la visión artificial, que se aplica principalmente en aspectos de apariencia siendo este un factor primario en los criterios de calidad de frutos y vegetales.

La visión artificial tiene como finalidad la extracción de información del mudo físico a partir de imágenes. Este tipo de tecnología actúa sobre una representación fija o dinámica de la realidad, que le proporciona información sobre brillo color y formas principalmente.

Según Vélez (2013) las fases en que se divide el proceso de desarrollo de un sistema de visión artificial son.

- La primera fase, que es puramente sensorial, consiste en la captura o adquisición de las imágenes digitales mediante algún tipo de sensor, convencionalmente una cámara.
- La segunda etapa consiste en el tratamiento digital de las imágenes, con objeto de facilitar las etapas posteriores. En esta etapa de procesamiento previo es donde, mediante filtros y transformaciones geométricas, se eliminan partes indeseables de la imagen o se realzan partes interesantes de la misma.
- La siguiente fase se conoce como segmentación, y consiste en aislar los elementos que interesan de una escena para comprenderla.
- Por último, se llega a la etapa de reconocimiento o clasificación. En ella se pretende distinguir los objetos segmentados, gracias al análisis de ciertas características que se establecen previamente para diferenciarlos.

Para dejar más claro este proceso, se definen algunos conceptos básicos manejados en visión artificial.

2.3.1 HISTOGRAMA

Es una representación gráfica de los valores de todos los píxeles de la imagen. Generalmente a la izquierda de la gráfica se representa el valor cero correspondiente al negro y a la derecha se representa el valor máximo (que depende del número de bits) correspondiente al blanco (Figura 2.4).

El histograma solo describe las frecuencias en que los valores de grises se repiten en la imagen, de manera que no es posible obtener una imagen a partir de su histograma. Diferentes imágenes pueden coincidir en su histograma.

Figura 2.4. Histograma de niveles de grises de una imagen.

2.3.2 SEGMENTACIÓN

La segmentación es el proceso que consiste en dividir una imagen digital en regiones según una serie de criterios que define el analista (por ejemplo el brillo o el color) con el fin de facilitar un posterior análisis o reconocimiento automático (Vélez, 2013).

En la segmentación en regiones, se reconoce el límite en el objeto como la intensidad cambiante, aquí los pixeles con similares características en la región se agrupan.

La segmentación en una imagen *f*(*x, y*) se define como la partición de la función *f(x, y)* dentro de las sub imágenes (Figura 2.5) R1.R2,…, R3 que satisfacen las siguientes restricciones:

1. $\cup_{i=1}^{n} R_i = f(x, y)$.
2. $R_i \cap R_j = \phi, i \neq j$.
3. Cada sub imagen satisface uno o varios de las siguientes aserciones: todos los pixeles en cada sub imagen *Ri* deben tener los mismos niveles de grises, cada pixel no debe diferir más de ΔX niveles de gris en la región, tampoco debe diferir más del ΔX de la media de nivel de grises en la región, por último, la desviación estándar de los niveles e grises en cada sub imagen debe ser mínima (Shah, 1997).

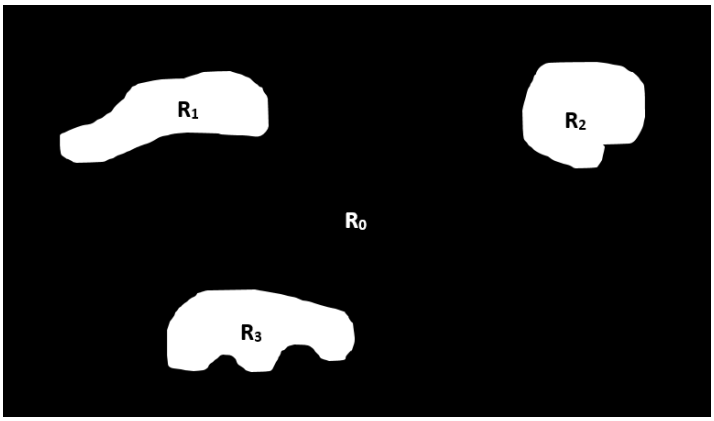

Figura 2.5. Regiones de las sub imágenes dentro de la imagen principal.

En general, el proceso de la segmentación suele resultar complejo debido, por un lado, a que no se tiene la información adecuada de los objetos a extraer y, por otra parte, a que en la escena a segmentar aparecen normalmente ruidos. El ruido es una variación aleatoria no representante de la realidad del brillo o el color en una imagen, que suele ocasionar segmentaciones de baja calidad. Con el uso del conocimiento sobre el tipo de imagen a segmentar o alguna otra información de alto nivel puede resultar muy útil para conseguir el correcto tratamiento de la imagen. Existen técnicas basadas en la umbralización, en detección de contornos de los objetos y en propiedades locales de las regiones como la textura.

2.3.3 UMBRALIZACIÓN

La umbralización permite convertir una imagen de niveles de grises o de color en una imagen binaria (Vélez, 2013), es decir una imagen con solo dos valores en sus pixeles, 0 o 255 (ver Figura 2.5), lo cual se interpreta como la presencia o ausencia de color en la fotografía. Debido a que la umbralización se basa en la distribución de valores del histograma, a menudo se deberá complementar con otra técnica de segmentación para obtener los resultados deseados dependiendo del problema.

UMBRALIZACIÓN DE OTSU

Este es un procedimiento no paramétrico que selecciona el umbral óptimo maximizando la varianza entre clases mediante una búsqueda exhaustiva. La varianza entre clases se define como la suma ponderada de las varianzas. En la umbralización de dos niveles se calcula la contingencia de la distribución de ambas clases (Magro, 2013). Los píxeles se dividen en dos clases C_1 y C_2, y dos niveles de umbralización correspondientes al objeto de interés y al fondo, desde 1 a t y desde t+1 a L respectivamente. El algoritmo optimiza la varianza, σ_w^2 de la función de probabilidad, P de cada clase, provocando un aislamiento entre si, en el histograma y la binarización de la imagen (Figura 2.6.).

$$\sigma_w^2(t) = C_1(t)\sigma_1^2(t) + C_2(t)\sigma_2^2(t) \qquad (2.2)$$

$$C_1 = \sum_{i=1}^{t} P(i) \qquad (2.3)$$

$$C_2 = \sum_{i=t+1}^{L} P(i) \qquad (2.4)$$

Donde: C1, C2 – pixeles de clase 1 y 2 respectivamente; P(i)- función de probabilidad; σ1, σ2 – varianza.

El umbral de Otsu es útil para hallar el umbral óptimo en una imagen con ruido o poco contraste y en aquellos casos en que la iluminación es plana, oscura e inadecuada. Por lo general los resultados son excelentes, cuando la imagen tiene muy poca gama de grises o es demasiado clara.

Figura 2.6. Histograma de la aplicación del método de Otsu para la umbralización óptima.

2.3.4 DETECCIÓN DE CONTORNOS

Estas etapas representan un proceso de orientado a la obtención de datos que se colectan del mundo real como se ha mencionado, sin embargo, existe a menudo una excesiva cantidad de datos que pueden resultar irrelevantes para el objetivo del trabajo, por ejemplo, el fondo de la imagen donde no existen objetos de interés. La detección de contornos o bordes de un objeto en la imagen es un tipo de segmentación donde los objetos son definidos por sus límites luminosos y es importante porque los tratamientos de nivel superior como medición de áreas, detección de centros de masa o detección de formas dependen de una buena definición de los bordes del objeto a analizar (Shah, 1997).

2.4 MEDICION DEL COLOR

El color es la base para clasificar muchos productos comercialmente, la concentración de la pigmentación está directamente relacionado con la madurez y aspectos relacionados al sabor en muchos productos agrícolas (Abbott, 1999), en frutos es tan importante que quizás es el único factor por el cual el consumidor evalúa la calidad, pues este podría indicar el estado de deterioro, infestación por enfermedades y/o contaminación (Dadzie, 1997).

Las mediciones se pueden registrar utilizando distintos espacios o sistemas coordenados de color, algunos de los más populares son el espacio RGB (Red, Green and Blue) que es comúnmente utilizado en video monitoreo. El espacio CIE (Commission Internazionale de Eclairage) 1967 Lab, de Hunter, CIE Luv, CIE Yxy, CIE XYZ, y CIE LCH. De estos espacios el CIELAB diferencia más uniformemente el color en comparación con el ojo humano, que más se utiliza en la industria agroalimentaria. La coordenada “L” representa la luminosidad del negro al blanco y varía desde el punto de ausencia de reflejo, L=0 hasta el punto de reflejo perfecto L=100 (Abbott, 1999). La escala “a” varía desde los valores negativos para el color verde, hasta los valores positivos para el rojo, mientras que la escala “b” comprende los valores negativos para el color azul y positivos para el amarillo (Figura 2.7.). La

medición del color se realiza con un colorímetro cuyos sensores responden al espectro de color de manera similar a como lo hace el ojo humano.

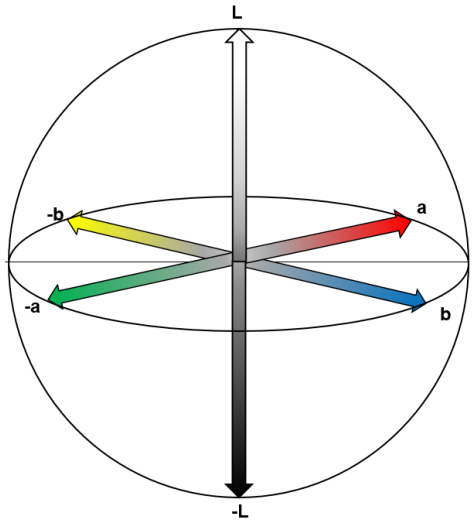

Figura 2.7. Escalas de los canales de color dentro del espacio CIELAB.

La clasificación por color se ha utilizado comercialmente en líneas de empaque para manzanas, melocotones y muchos otros productos hortícolas, desde ya hace varios años, posteriormente se comenzó con el desarrollo de métodos analíticos de multilongitud de onda o de espectros enteros para la determinación no destructiva de sólidos solubles, ácidos, almidones y madurez de frutos (Abbott, 1999).

2.5 REFERENCIAS DEL CAPÍTULO

Abbott, J. (1999). Quality measurement of fruits and vegetables. *Postharvest Biology and Technology*, *15*(3), 207–225. https://doi.org/10.1016/S0925-5214(98)00086-6

Altuntaş, E., & Yıldız, M. (2007). Effect of moisture content on some physical and mechanical properties of faba bean (Vicia faba L.) grains. *Journal of Food Engineering*, *78*(1), 174–183. https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2005.09.013

Bada, J. C., León-Camacho, M., Prieto, M., Copovi, P., & Alonso, L. (2010). Characterization of walnut oils (Juglans regia L.) from Asturias, Spain. *JAOCS, Journal of the American Oil Chemists' Society*, *87*(12), 1469–1474. https://doi.org/10.1007/s11746-010-1629-3

Cárcel, L. M., Bon, J., Acuña, L., Nevares, I., Del Álamo, M., & Crespo, R. (2012). Moisture dependence on mechanical properties of pine nuts from Pinus pinea L. *Journal of Food Engineering*, *110*(2), 294–297. https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2011.04.018

Diaz, I. & Zapata, S.(1981), *Resistencia de materiales*, Mexico DF: Limusa

Ferdinand, P.,Russell, J.,Dewolf, J.,Mazurek, D.(2010).*MECÁNICA DE MATERIALES* (5ta edicion) Mexico DF: Mc Graw Hill.

Gharibzahedi, S. M. T., Mousavi, S. M., Hamedi, M., Khodaiyan, F., & Dadashpour, A. (2012). Mechanical behavior of persian walnut and its kernel under compression loading: An experimental and computational study. *Journal of Food Processing and Preservation*, *36*(5), 423–430. https://doi.org/10.1111/j.1745-4549.2011.00601.x

Lim, T. K. (2014). Edible medicinal and non medicinal plants: Volume 8, flowers. *Edible Medicinal and Non Medicinal Plants: Volume 8, Flowers*, *3*, 1–1024. https://doi.org/10.1007/978-94-017-8748-2

Luna-Méndez, N., Jaramillo-Villanueva, J. L., Ramírez-Juárez, J., Escobedo-Garrido, S., Bustamante-González, A. y Campos-Ríos, G. (2013). Tipología de unidades de producción de nuez de Castilla en sistema de producción

tradicional. Agricultura, Sociedad y Desarrollo. 10(3), 283-303.

Magro, R. (2013). Binarización De Imágenes Digitales Y Su Algoritmia Como Herramienta Aplicada a La Ilustración Entomológica, *3112*, 53–443. Retrieved from http://sea-entomologia.org/PDF/Boletin53/443464BSEA53BinarizacionRMagro.pdf

Nicolaï, B. M., Beullens, K., Bobelyn, E., Peirs, A., Saeys, W., Theron, K. I., & Lammertyn, J. (2007). Nondestructive measurement of fruit and vegetable quality by means of NIR spectroscopy: A review. *Postharvest Biology and Technology*, *46*(2), 99–118. https://doi.org/10.1016/j.postharvbio.2007.06.024

Otsu, n. (1975). A thereshold selection methods from gray-level histograms. *Automatica*.11(285-296), 23-27.

Pradhan, R. C., Naik, S. N., Bhatnagar, N., & Vijay, V. K. (2009). Moisture-dependent physical properties of jatropha fruit. *Industrial Crops and Products*, *29*(2–3), 341–347. https://doi.org/10.1016/j.indcrop.2008.07.002

Salejda, A. M., Janiewicz, U., Korzeniowska, M., Kolniak-Ostek, J., & Krasnowska, G. (2016). Effect of walnut green husk addition on some quality properties of cooked sausages. *LWT - Food Science and Technology*, *65*, 751–757. https://doi.org/10.1016/j.lwt.2015.08.069

Schmidth, C., Lechowich, R., Nank, W.(1962) Radiation Resistance of Spores of Type E Clostridium As Related to Extension of the Refrigerated Storage Life of Foods. Food Science. 27, 85-89

Shah, M. (1997). *FUNDAMENTALS OF COMPUTER VISION*. (Computer Science Department, Ed.) (1st ed.). Orlando FL.: University of Centrral Florida.

Smith, W. & Hashemi J. (2004*). Fundamentos de la ciencia e ingenieria de materiales* (4st ed.) Mexico DF: McGrawHill

Sangerman, D.(2008). *Agricultura técnica en México*. Mexico; Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias

Vélez- Serrano, J. F. (2013). *VISIÓN POR COMPUTADOR* (2nd ed.). Dykinson, S.L.

Verma, B. P., Heaton, E. K., & Zaltzman, A. (1991). Machine for removing shucks from pecans, 38–42.

CAPITULO 3: COMPORTAMIENTO MECÁNICO DE LA CÁSCARA VERDE EN NUEZ DE CASTILLA (*Juglans regia L.*) BAJO CARGA DE COMPRESIÓN

Alejandro E. Reyes-Rivera[1] y Pedro Cruz-Meza[2]

RESUMEN

Para el diseño y desarrollo de equipos especializados en labores agrícolas, es necesario conocer aspectos físicos y mecánicos del producto con el cual se trabaja. En este trabajo se presentan los resultados obtenidos en pruebas mecánicas de compresión realizadas a la cáscara verde en la nuez de Castilla (*Juglans regia L.*) en tres orientaciones y en tres periodos de almacenamiento. Además, se analizó la carga necesaria para iniciar la fractura en ésta, y su relación con el contenido de humedad la cual se determinó en cada uno de los tres periodos (4, 7 y 10 días). Los resultados muestran un incremento en el contenido de humedad durante el tiempo de almacenamiento, donde la carga media necesaria descendió de 450 a 200 N durante el ensayo. El comportamiento de la carga en un grupo de nueces se analizó en las cuales descascaró completamente el fruto, mostrando un mínimo a un contenido de humedad de 77%, un menor requerimiento de energía fue aplicada en la dirección “Y”. Una relación lineal negativa se encontró para las nueces no clasificadas y un comportamiento cuadrático en la relación carga-humedad.

Palabras clave: Propiedades físico-mecánicas, contenido de humedad, Juglans regia L., compresión, nuez con cáscara.

1: Autor

2: Director

ABSTRACT

For the design and development of specialized teams in agricultural work, it is necessary to know physical and mechanical aspects of the product with which one works. In this paper are presented the results obtained in mechanical compression tests carried out on the nut of Castilla´s (Juglans regia L.) shell in three orientations and in three periods of storage. The load necessary to initiate the fracture in this was also analyzed, and its relationship with the moisture content which was determined in each of the three periods (4, 7 and 10 days). The results show an increase in the moisture content during the storage time, where the required average load decreased from 450 to 200 N during the test. The behavior of the load in a group of nuts was analyzed in which the fruit was completely flaked by the applied force, showing a minimum at a moisture content of 77%, a lower energy requirement was applied in the "Y" direction. A negative linear relationship was found for unclassified nuts and a quadratic behavior in the load-moisture relationship.

Key words: Physical-mechanical properties, moisture content, Juglans regia L., compresion test, nut with shell

3.1 INTRODUCCIÓN

El estudio de las propiedades físico-mecánicas de productos agrícolas es un aspecto de gran importancia a nivel industrial e ingenieril. En particular, las propiedades mecánicas de la nuez y su almendra, como la fuerza de ruptura, la deformación y la energía utilizada para romper el epicarpio (cáscara dura), es información útil en el diseño de máquinas descascaradoras y rectificadoras de almendra (Gharibzahedi *et al*., 2012).

A nivel mundial se han realizado trabajos científicos dedicados a este producto. En los Estados Unidos se han desarrollado trabajos sobre sus propiedades físico-mecánicas con objetivos de tecnificación del proceso de producción del producto.

En los países asiáticos como Turquía han desarrollado además el estudio de estas mismas propiedades con el uso del procesamiento de imágenes (Ercisli, *et al.,* 2012), esto debido a la importancia comercial e industrial en estos países.

En México el abasto del producto se encuentra en riesgo, debido a los problemas de plagas al nogal (nombre común en el país para los árboles de nuez), los bajos rendimientos agrícolas, la creciente importación de nuez de Castilla al país, el poco valor agregado que se le da al fruto, además de los altos costos de producción debido a la poca tecnificación en el cultivo, también resultan contraproducentes para su desarrollo y propagación (Luna *et al*,. 2013). Lo anterior denota que en México se trata de un producto agrícola poco tecnificado y estudiado, apenas se cuentan con algunos estudios sobre la tipología de su producción. El hecho de contar con poca información acerca del producto en el país hace más complicada la inclusión y desarrollo de tecnologías y mejores procesos para su producción. La industria de la producción de nueces de Castilla en el país enfrenta, la necesidad de impulsar nuevos procesos y equipos destinados a su producción, particularmente en aquellas tareas que demandan una mayor inversión en mano de obra y tiempo, como el descascarado o procesos de clasificación. Por lo tanto, es necesario el desarrollo de la mecanización de este tipo de labores, el estudio del comportamiento mecánico en las nueces bajo condiciones de carga es esencial para facilitar y mejorar el diseño de equipos especializados, así como los procedimientos de cosecha, envasado y almacenamiento (Gharibzahedi *et al*., 2012).

La relación entre el contenido de humedad (MC) y las propiedades mecánicas de productos agrícolas como los piñones o nueces, ha resultado ser estrecha para el esfuerzo de fluencia, la deformación de fluencia y el índice inicial de elasticidad (Cárcel *et al.*, 2012). No se han encontrado relaciones entre el tamaño y la humedad en este tipo de frutos. Sin embargo, las dimensiones geométricas también son necesarias para el posterior desarrollo de máquinas clasificadoras y descascaradoras de productos agrícolas (Li *et al.,* 2011).

Dado lo anterior el objetivo principal de este estudio fue la determinación de la carga necesaria para romper la superficie del mesocarpio de la nuez con diferente

orientación y días después de su cosecha (distintos contenidos de humedad), además de la determinación de las dimensiones geométricas con y sin cáscara del fruto.

3.2 MATERIALES Y MÉTODOS

Las pruebas y mediciones fueron realizadas en el periodo de junio a agosto de los años 2016 y 2017, en los Laboratorios de Física y Mecánica de Suelos y de Materiales Biológicos del Departamento de Ingeniería Mecánica Agrícola de la Universidad Autónoma Chapingo. El material biológico fue recolectado manualmente, con su totalidad de cáscara verde en huertas de nogal ubicadas al oriente del Estado de México en los primeros días iniciales del mes de junio de cada año. Cada muestra fue ordenada y numerada en grupos de 30 frutos en pequeñas celdas de cartón (tapas de huevo) y almacenada en un lugar seco a temperatura ambiente. En este trabajo se recolectaron 270 muestras cada año para la experimentación.

Para la elaboración de los métodos de determinación de las diferentes propiedades fueron consultados trabajos de investigación realizados para cultivos similares por diferentes autores (Ercili et al., 2012; Gharibzahedi et al., 2012; Atungulu et al., 2013; Khir et al., 2013).

Las características dimensionales de los frutos se determinaron mediante instrumentos de medición convencionales.

La longitud (x), anchura (y) y espesor (z), de los frutos con y sin cáscara verde (figura 3.1) fueron determinadas mediante un vernier digital marca Mitutoyo con precisión de 0.1 mm.

La masa de los frutos se determinó individualmente, pesándolos en una báscula marca Ohaus de precisión 0.01 g.

Para la determinación de la densidad de los frutos, el volumen de cada uno de ellos fue determinado por inmersión en una probeta con graduación de 2000 ml.

La esfericidad, el diámetro geométrico y el área proyectada se obtuvieron mediante las siguientes expresiones (Mohsenin, 1986; McCabe et al.,1986; Ercisli, et al., 2012):

Diámetro principal geométrico, Dg [mm]

$Dg = (L \times W \times T)^{1/3}$ (3.1)

donde: L- longitud, mm; W- anchura, mm; y T- espesor, mm.

Esfericidad, Φ [%]

$\Phi = (Dg/L) \times 100$ (3.2)

Área proyectada, S [mm^2]

$S = \pi Dg^2$ (3.3)

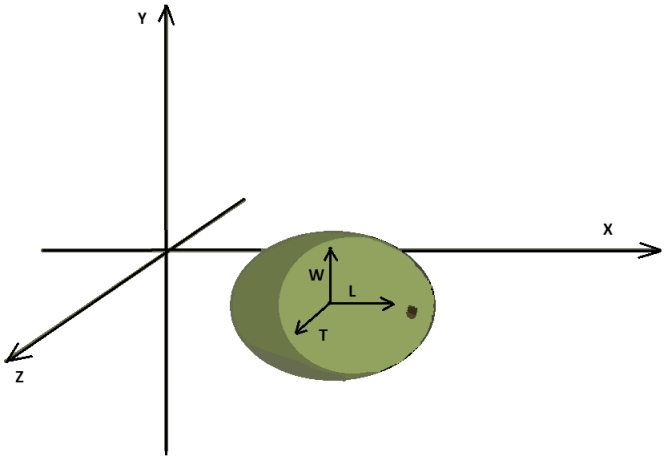

Figura Figura 3.1 Las 3 dimensiones principales de la nuez de castilla; X: Largo, Y: anchura, Z: espesor.

Las pruebas mecánicas del fruto se realizaron en tres diferentes periodos de tiempo de almacenamiento. Estos periodos corresponden a los días en que los productores hacen la limpia de nuez manualmente, a 4, 7 y 10 días después del corte.

El ensayo a compresión se realizó con la máquina universal de prueba Instron modelo 3382 con capacidad de 100 kN (22 500 lb), equipada con una computadora

que tiene instalado el software BLUEHILL. Las muestras se colocaron entre dos platos paralelos de 150 mm de diámetro a una velocidad de la cruceta de 50 mm min^{-1} (figura 3.2).

El material se separó en 3 tratamientos (tres posiciones del fruto) de 30 muestras cada uno. El primer tratamiento se sometió a carga de compresión pasados cuatro días de la cosecha (TL4, TW4 y TT4), el segundo de ellos se sometió después de siete días (TL7, TW7 y TT7) y el tercero a diez días (TL10, TW10 y TT10) de almacenamiento. Además, se analizó el tratamiento testigo de 60 nueces durante12 días almacenadas en celdas de cartón y a temperatura ambiente.

Los valores de la fuerza y la deformación de la ruptura inicial de cada fruto a compresión se obtienen de la curva fuerza-deformación obtenidos de la máquina Instron. La energía absorbida (E_a) por la muestra en la ruptura fue determinada por el área bajo la curva del diagrama fuerza-deformación arrojados por la máquina de pruebas mencionada, a través de la ecuación 3.4.

$$Ea = \frac{F_r D_r}{2} \qquad (3.4)$$

donde F_r es la fuerza de ruptura y D_r es la deformación en el punto de ruptura (Ebubekir y Mehmet, 2005).

Finalmente se determinó el contenido de humedad (Mc), después de aplicar la carga de compresión sobre el fruto con cáscara. Las muestras se secaron hasta peso constante a una temperatura de 100 °C durante 12 horas (Khir *et al.*, 2013), utilizando una estufa de secado marca Imperial V. Para obtener el contenido de humedad se empleó la siguiente expresión:

$$Mc = (W_i - W_f)/W_i * 100 \qquad (3.5)$$

donde: Mc es el contenido de humedad, %; W_i es el peso inicial, g y W_f es el peso final, de la cáscara y de la nuez sin cáscara cuando fue posible separarla, g.

El diseño experimental fue de bloques al azar, con método factorial 3 X 3 (tres posiciones del fruto y tres combinaciones de tiempo de almacenamiento) y 30 repeticiones. Con los datos se realizó el análisis de varianza, y para cuando existen diferencias significativas en las medias se usó la prueba de Tukey y de Duncan ($\alpha \leq 0.05$). Para estos análisis se usó el software InfoStat 12.00 y la hoja de cálculo de Excel 2013.

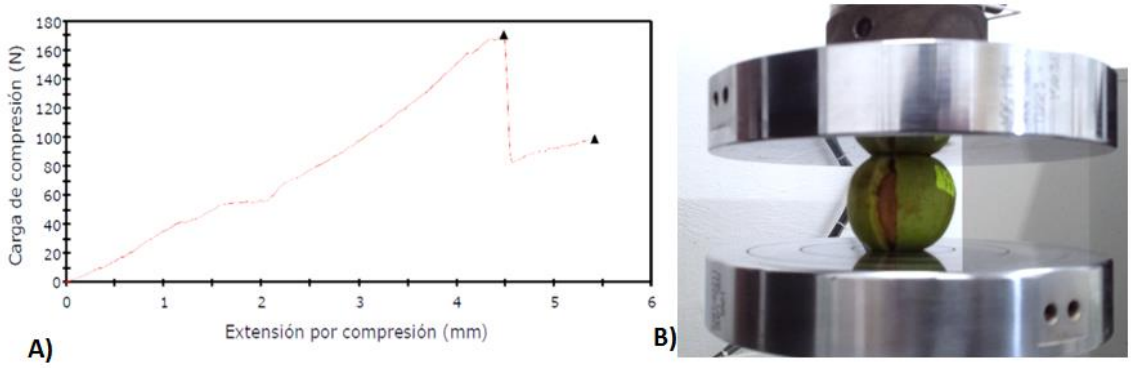

Figura 3.2 Puntos de ruptura en el diagrama de esfuerzo deformación (A), fractura en la cascara verde al aplicar la carga (B).

En los casos en donde no se logró la fractura antes de alcanzar la superficie del pericarpio, la prueba se detuvo al llegar a este. Existe también un grupo de nueces que alcanzaron un nivel de madurez adecuado, en cuyo caso la cascara se desprendió completamente de, indicando un probable punto óptimo para realizar la labor de limpia, se tiene especial interés en el análisis de este grupo de ejemplares, pues se desea conocer el comportamiento de la carga bajo estas condiciones en función de la humedad contenida en las nueces que han alcanzado esta condición, por esta razón se analizó a este grupo de forma separada para poder determinar un periodo confiable para el manejo y las labores hechas tradicionalmente al producto, se seleccionaron cinco muestras de cada posición, de aquellas cuya cascara se desprendió completamente de la nuez al momento de la aplicación de la carga y se agruparon de manera similar al grupo original, para el análisis se realizaron las mismas pruebas que para el grupo completo previamente descrito.

3.3RESULTADOS Y DISCUSIÓN

En el Cuadro 3.1 se presenta un resumen de los resultados de las mediciones realizadas a las nueces con y sin cascara verde. Las mediciones fueron realizadas a los 4 días de cosecha cuya media del contenido de humedad fue de 75 % en la cascara y de 58% en la nuez. La media obtenida fue de 43.2 y 33.7 mm respectivamente para la longitud, 40.50 y 32.7 mm para el ancho, así como de 43.9 y 31.6 mm para el grosor. Además, se presentan resultados para el peso, el volumen y la densidad entre otras.

Cuadro 3.1. Medias y desviaciones estándar de los parámetros físicos de la nuez de castilla con y sin cascara.

Parámetro	Observaciones	Nuez con cascara verde	Nuez
Largo [mm]	120	43.2± 3.7	33.7 ± 2.7
Ancho [mm]	120	40.5± 4.6	32.7 ± 2.6
Grosor [mm]	120	43.9 ± 4.7	31.6 ± 2.2
Diámetro principal [cm]	120	42.5 ± 4.1	32.7 ± 2.3
Área proyectada [cm^2]	120	57.18 ± 11.07	33.76 ± 4.8
Esfericidad [%]	120	98.33 ± 3.78	97.07 ± 3.11
Peso [g]	120	41.82 ± 12.31	10.97 ± 3.08
Volumen [cm^3]	120	42.73 ± 13.31	18.58 ± 3.97
Densidad [g/cm^3]	120	0.99 ± 0.06	0.59 ± 0.08

Las dimensiones obtenidas para la nuez sin cascara no corresponden a ninguna de las medidas descritas por Ercili *et al.* (2012) donde se presentan las hechas a 10 diferentes variedades del género *Juglans regia* en Turquía, ya que los resultados arrojan diámetros, áreas y volúmenes menores a todos los mencionados en dicho trabajo. Las dimensiones más cercanas son las correspondientes a la variedad Sebin que presenta una forma esférica al igual que las nueces en este trabajo y es la de menor tamaño cuyas medias para longitud, anchura y grosor son 40.47, 33.98 y 36.49 mm respectivamente.

Khir *et al.,* (2010) reportaron resultados similares de la variedad Howard para las dimensiones de las nueces con y sin cáscara analizadas en el presente trabajo.

La determinación de humedad a peso constante, a tres diferentes periodos de almacenamiento, muestra una tendencia positiva a medida que los días incrementan. Las medias del contenido de humedad de la nuez con cascara se muestran en el Cuadro 3.2.

Cuadro 3.2. Humedad de nueces con cascara determinada a peso constante en 3 diferentes periodos

Días de almacenamiento	Medias de contenido de humedad (%)	N
4	67.14 a[a]	30
7	70.21 b	30
10	73.14 c	30

[a]Medias con diferente letra son significativamente diferentes, determinado por prueba de tukey con un nivel de significancia del 5%

Estos resultados muestran concordancia con los obtenidos por Khir *et al.* (2010), en los cuales se observa una tendencia al incremento de Mc en las nueces con cascara en dos periodos de cosecha, en la variedad Tulare tratada con ethephony y en la Howard a la cual no se le aplicó ningún tratamiento. Al observar la pudrición en la cascara verde de las muestras almacenadas por 12 días, se puede deducir que ésta

es consecuencia del aumento del contenido de humedad en la cascara de la nuez. El porcentaje de pudrición total fue de aproximadamente un 70% (Figura 3.3).

Figura 3.3 ***Figura*** Grupo testigo de nueces almacenadas por 12 días

Las medias de la fuerza de ruptura de la cascara verde aplicada en tres diferentes direcciones y a tres índices de contenido de humedad correspondientes a los días después de la cosecha, se muestra en la Figura 3.4. Las cargas en las orientaciones X, Y, Z para iniciar la ruptura de la cascara verde, requirieron en promedio 401.69, 426.14 y 507.02 N respectivamente a 67.14% de contenido de humedad. La fuerza de ruptura decrece significativamente en las tres posiciones, a partir de los 7 días de corte, cuya media de Mc se encuentra en 70.21% y la carga promedio es de 190, 232.16 y 383.68 N, hasta los 164.33, 215.39 y 187.75 N para Z, Y y X respectivamente a 73.14% Mc. El análisis de varianza muestra que entre los factores en el experimento no existe interacción significativa, sin embargo, se observa que tanto la posición como el contenido de humedad afectan de manera independiente en la carga, siendo la humedad con una mayor suma de cuadrados el factor de mayor influencia sobre esta. La prueba de Duncan se realizó con un nivel de significancia de 0.05. Para el factor posición, donde los resultados indican un decremento significativo ($p < 0.05$) entre la posición X y Z, cuya carga requerida en promedio se redujo de 359.5 a 252.01 N, mientras que para la posición Y el promedio de la carga se encuentra entre los valores ya indicados con un comportamiento muy variado, no parece ser diferente a ninguna de las otras dos. Esto contrasta con los resultados obtenidos en el estudio de (Gharibzahedi *et al*., 2012) para nuez sin cascara, en donde el análisis reporta que se requiere una menor carga cuando la fuerza se aplica en la dirección de X. Esto indica que la influencia

de la presencia de la cascara tiene un comportamiento diferente que cuando la nuez se ha separado completamente de ella.

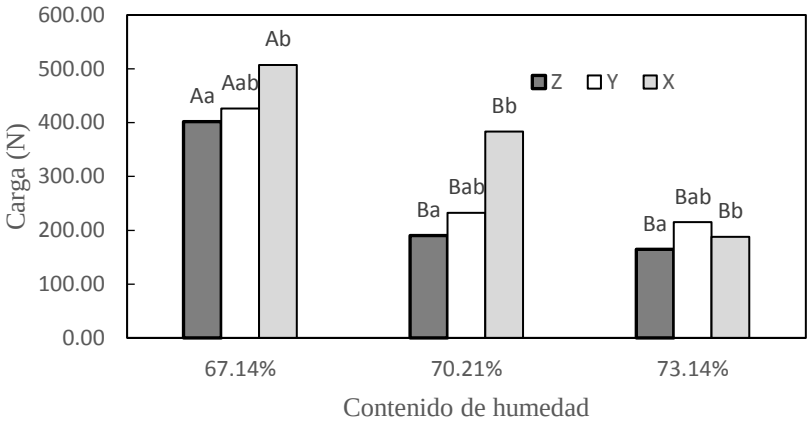

Figura 3.4 Efecto del contenido de humedad en la carga para ruptura de cascara en las orientaciones Y, Z y X a una velocidad de 50mm/min, medias con la misma letra (mayúsculas para factor humedad y minúsculas para la posición de carga) no son significativamente diferentes.

Para el factor humedad se observó una tendencia negativa (figura 3.5) Gharibzahedi et al.,(2012) reportaron, la misma tendencia en la reducción de la fuerza aplicada en las tres direcciones, a medida que el Mc aumentaba en nueces sin cascara verde. En el estudio se señala que el decremento de la fuerza de compresión en función de la Mc puede ser consecuencia de que el núcleo de la nuez tiende a hacerse más suave a medida que aumenta su humedad. (Cárcel *et al*., 2012) también reporta el mismo comportamiento al aplicar cargas a compresión a los piñones (*Pinus pinea L*.) a diferentes porcentajes de humedad.

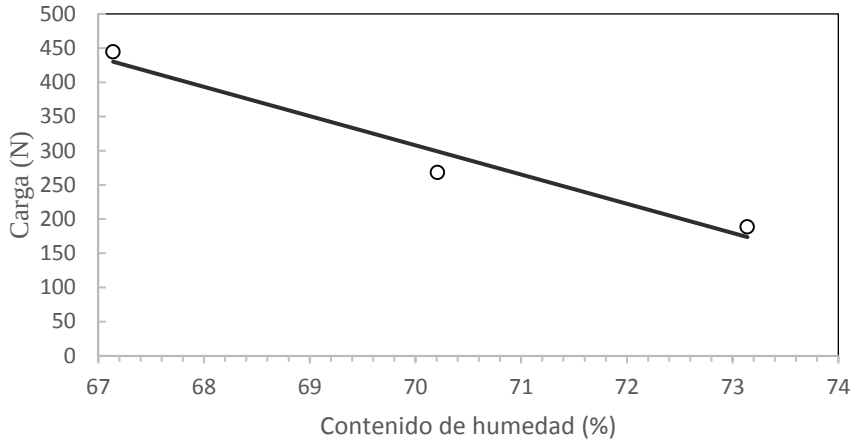

Figura 3.5 Relación entre el contenido de humedad de nueces bajo carga de compresión

Para las nueces en las cuales se observó una separación completa de la cascara al ser sometidas a la carga, los resultados del análisis estadístico reflejan una disminución máxima significativa en aquellas que fueron sometidas el séptimo día después de la cosecha correspondiente a 77.6 % de Mc, en posición Y con una carga promedio de 255.07 N, mientras que la mayor media de cargas fue de 710.01 N la cual se presentó al décimo día en posición X con un Mc de 80.77% (Figura 3.6). La comparación de las medias para las posiciones de cargas se encontró significativamente mayor ($p < 0.05$) la fuerza cuando se aplica en la dirección X de la nuez. Mientras que para el factor humedad se encontró que cuando la nuez está en la etapa de maduración óptima para realizar la limpia de la cascara, correspondiente a el séptimo día de corte, demanda una carga significativamente menor que la necesaria en los días 4 y 10. Además de que, del total de muestras, se obtuvo un mayor porcentaje de nueces completamente descascaradas en el día 7.

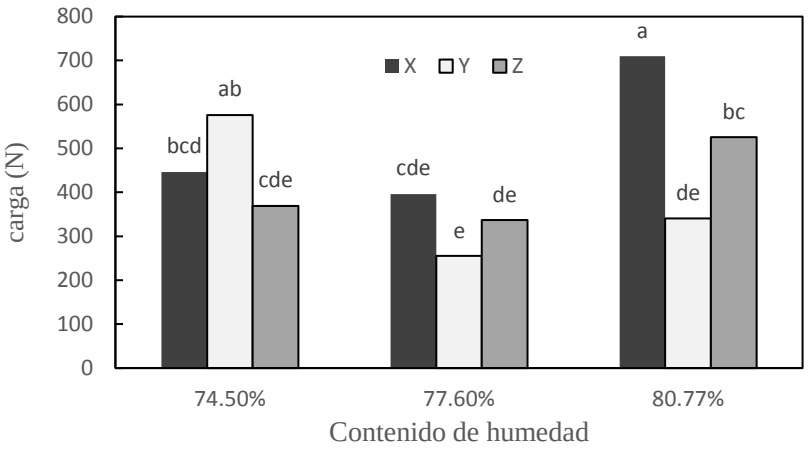

Figura 3.6 Efecto del contenido de humedad en la carga para descascarar nueces en las orientaciones X Y y Z a velocidad de 50mm/min, medias con la misma letra no son significativamente diferentes (p>0.05).

El análisis refleja que el efecto de la humedad con una suma de cuadrados mayor, es el factor más influyente al someter nueces a compresión. En el estudio se observó una tendencia cuadrática en la carga (Figura.3.7), la cual presenta un mínimo a los 7 días aproximadamente, y una tendencia creciente después de dicho punto, esto puede significar un intervalo temporal que refleja una mayor eficiencia al llevar a cabo la labor de descascarado de la nuez.

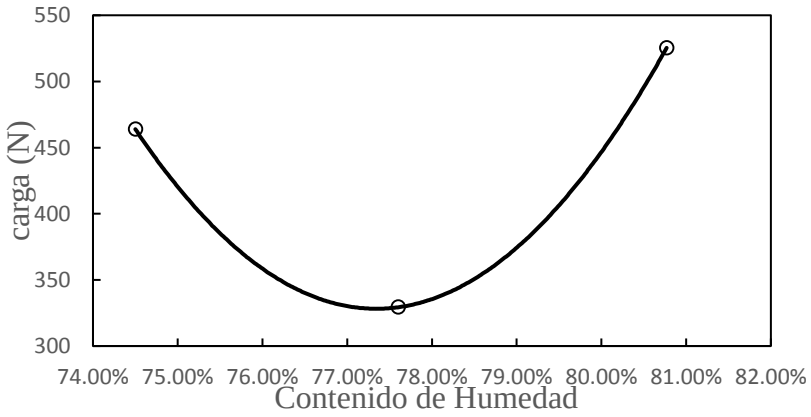

Figura 3.7 Relación entre el contenido de humedad sobre las nueces seleccionadas maduras sometidas a carga de compresión.

En la figura 3.7, se observa que inicialmente la carga media aplicada a los 4 días de cosecha sobrepasa los 450 N, sin embargo a medida que el contenido de humedad

aumenta con el pasar de los días, la fuerza necesaria para romper la cascara verde tiende a disminuir significativamente ($p < 0.05$) hasta llegar a un Mc de 77.5% aproximadamente, donde se refleja un mínimo en la carga con media inferior a los 350 N, pasado este periodo, la curva tiende a crecer positivamente hasta llegar a valores que sobrepasan los 500 N de media en la carga aplicada a 80% Mc a 10 días de la cosecha. Esto supone un periodo de tiempo en el que tanto la humedad contenida como la maduración biológica del fruto, encuentran un punto óptimo para ser descascarado a una mínima aplicación de fuerza, el incremento de carga en frutos seleccionados pasado este periodo puede indicar un aumento en la flexibilidad de la cascara al ganar contenido de humedad, demandando más fuerza para provocar la ruptura y el descascarado de la nuez.

El Cuadro 3.3 muestra los parámetros de las ecuaciones en función del contenido de humedad (Mc) y su respectivo valor de R cuadrada, las cuales relacionan la carga necesaria para la ruptura de la cascara verde para un grupo de nueces sometidas a carga de compresión a diferentes niveles de Mc y para un subgrupo de nueces seleccionadas a partir del descascarado total que presentaron al ser sometidas a la carga.

Cuadro 3.3 Ecuaciones de representación de la relación entre el contenido de humedad y su influencia en la carga aplicada a las nueces en condiciones generales y seleccionadas por indicios de madurez

Condición	Ecuación	R^2
Nueces (general)	N =3463 -40.737Mc	0.9516
Nueces descascaradas	$N=16.785Mc^2 - 2596.4Mc + 100735$	0.990

Según Gharibzahedi *et al.*,(2012) la energía absorbida por la cascara de la nuez está en función de la deformación y de la fuerza aplicada. por lo cual resulta esperado el decremento de la energía absorbida a medida que el contenido de humedad aumenta.

así se observó en el comportamiento de la energía en las pruebas hechas en este trabajo donde la media máxima se presentó en la primera prueba a los 4 días de cosecha con una media en el Mc de 70 %, con una disminución significativa en las pruebas siguientes descendiendo desde una media de 1.005± 0.44 J en la primera prueba hasta 0.53±0.3 J en la tercera, coincidiendo con las tendencias observadas en trabajos de (Gharibzahedi *et al*., 2012).

Además, se observó que la máxima extensión por compresión a carga máxima en la cascara verde, mantuvo un comportamiento constante en las pruebas, no se observó ninguna diferencia significativa entre los diferentes contenidos de humedad de la nuez, con una media de 6 mm aproximadamente.

3.4 CONCLUSIONES DEL CAPÍTULO

Los resultados para las dimensiones geométricas de la nuez de castilla mostraron correspondencia con la variedad Howard de acuerdo con Khir *et al.* (2010), tanto para nueces con cascara verde como sin esta. El porcentaje de humedad contenida en nueces con cascara, mostró una tendencia positiva a medida que los días de almacenamiento avanzaban. Los resultados obtenidos en esta investigación para las propiedades mecánicas de la nuez de Castilla reflejan que el comportamiento de la carga de compresión de nuez de castilla con cascara, corresponde a una fuerte relación con el porcentaje de humedad contenida.

Además, se encontró una tendencia negativa de la carga aplicada a medida que el Mc aumentaba en las nueces en los periodos de almacenamiento, la carga descendió de 450 N en el cuarto día de almacenamiento hasta 200 N a los 10 días cuyos contenidos medios de humedad fueron de 67 a 73 % respectivamente.

De acuerdo con el análisis estadístico, se observó que tanto la posición de la carga, como el porcentaje de humedad resultaron factores que influyen

independientemente en el comportamiento de la carga necesaria para la ruptura de la cáscara verde de nuez de castilla, mientras que en las nueces con un grado de maduración óptimo estos dos factores actúan en conjunto, siendo la humedad el factor más determinante en el comportamiento de la fuerza. En los ejemplares seleccionados se encontró un punto mínimo para la carga en el día séptimo cuyo contenido de humedad oscila en 77 % y en el cual existe un mínimo en la carga necesaria cuyos valores en las tres direcciones de aplicación de fuerza disminuyen, significativamente en la dirección Y en donde la media fue menor a 350 N.

El comportamiento cuadrático de la curva representativa en los ejemplares seleccionados supone un periodo de tiempo en el que tanto la humedad contenida como la maduración biológica del fruto, encuentran un punto óptimo para ser descascarado a una mínima aplicación de fuerza. Estos resultados pueden ser útiles en el diseño de equipo especializado para las labores de postcosecha de la nuez de castilla como el descascarado.

3.5 REFERENCIAS DEL CAPÍTULO

Atungulu, G. G., Teh, H. E., Wang, T., Fu, R., Wang, X., Khir, R., & Pan, Z. (2013). Infrared pre-drying and dry-dehulling of walnuts for improved processing efficiency and product quality. *Applied Engineering in Agriculture*, *29*(6), 961–971. https://doi.org/10.13031/aea.29.10195

Cárcel, L. M., Bon, J., Acuña, L., Nevares, I., Del Álamo, M., & Crespo, R. (2012). Moisture dependence on mechanical properties of pine nuts from Pinus pinea L. *Journal of Food Engineering*, *110*(2), 294–297. https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2011.04.018

Ebubekir A. & Mehmet Y.(2005). Effect of moisture content on some physical and mechanicals propieties of faba bean (*Vicia faba L.*) grains.*Journal of Food Engineering* , 78(2007), 174-183.

Ercisli, S., Sayinci, B., Kara, M., Yildiz, C., & Ozturk, I. (2012). Determination of size and shape features of walnut (Juglans regia L.) cultivars using image processing. *Scientia Horticulturae*, *133*(1), 47–55. https://doi.org/10.1016/j.scienta.2011.10.014

Gharibzahedi, S. M. T., Mousavi, S. M., Hamedi, M., Khodaiyan, F., & Dadashpour, A. (2012). Mechanical behavior of persian walnut and its kernel under compression loading: An experimental and computational study. *Journal of Food Processing and Preservation*, *36*(5), 423–430. https://doi.org/10.1111/j.1745-4549.2011.00601.x

Khir, R., Pan, Z., Atungulu, G. G., Thompson, J. F., & Shao, D. (2013). Size and Moisture Distribution Characteristics of Walnuts and Their Components. *Food and Bioprocess Technology*, *6*(3), 771–782. https://doi.org/10.1007/s11947-011-0717-1

Li, Z., Li, P., & Liu, J. (2011). Physical and mechanical properties of tomato fruits as related to robot's harvesting. *Journal of Food Engineering*, *103*(2), 170–178. https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2010.10.013

Luna-Méndez, N., Jaramillo-Villanueva, J. L., Ramírez-Juárez, J., Escobedo-Garrido, S., Bustamante-González, A. y Campos-Ríos, G. (2013). Tipología de unidades de producción de nuez de Castilla en sistema de producción tradicional. Agricultura, Sociedad y Desarrollo. 10(3), 283-303.

McCabe, W.L., Smith, J.C., Harriot, P., Unit Operations of Chemical Engineering. McGraw-Hill Book Company, New York. 1986.

Mohsenin, N.N., 1986. Physical Properties of Plant and Animal Materials. Gordon and Breach Science Publisher, New York.

CAPITULO 4: Algoritmo para medición y clasificación por tamaño de nuez de Castilla (*Juglans regia L.*) utilizando visión por computadora

Identification and classification algorithm by size of walnut (Juglans regia L.) using computer vision

Alejandro E. Reyes-Rivera[1] y Pedro Cruz-Meza[2]

RESUMEN

Este trabajo está enfocado al desarrollo de algoritmo para la identificación y clasificación de nuez de Castilla, en función de su tamaño comercial, utilizando visión por computadora. El programa se probó en un prototipo en donde el producto es transportado por una banda que en su etapa final permite la rotación de éste frente a la cámara, lo cual proporciona una visión más completa de la superficie del fruto, haciendo posible la estimación del tamaño de acuerdo a la estandarización del mercado local. El sistema de visión emplea el método de la medición de objetos por referencia, y la identificación de la cáscara verde, con ayuda de técnicas computacionales de visión, implementadas mediante las librerías de OpenCV en un lenguaje de programación en C++. Los resultados observados en la medición muestran una exactitud de 97.06% una precisión de ±0.48 mm y una sensibilidad de 96.98%. La clasificación presentó una sensibilidad de 87.05 %.

Palabras clave: *Clasificación, medición de frutos, visión por computadora, Juglans regia L., automatización.*

1: Autor, 2: Director

ABSTRACT

This research work is focus in the development of an algorithm for the walnut sorting in fact of the state of maturity and commercial size using a vision computer system, the fruits is transported by a conveyor belt, which also allows the nuts rotation in front of the camera, it provides a more completed view of the surface of the fruit, and makes possible the size estimation according to the local market standardization. The algorithm uses the objects measurement by reference method and the green shell tracking by color thresholding, implemented by OpenCV libraries in C++ programming language. The observed results in the shell tracking and the fruit measurement have a god effect for the lightning and environmental conditions present in the employed images for the vision tests.

Keywords: sorting, fruits measurement, computer vision, Juglans Regia L., automation.

4.1 INTRODUCCIÓN

La selección y clasificación es un proceso de gran importancia en la producción y comercialización de la nuez de Castilla. La selección consiste en la separación de frutos con residuos de cáscara verde después del descascarado, mientras que la clasificación se basa en la medición de las dimensiones geométricas para después separar los frutos en diferentes categorías según normas de calidad o estandarización local entre productores y comerciantes.

Para la nuez de castilla existen normas que las categorizan en hasta ocho diferentes tamaños. Sin embargo, estas estandarizaciones son aplicables al tipo de fruto de cada país. En Chile y Argentina la nuez de castilla tiende a ser geométricamente uniforme y sus calibres solo se basan en la medición de un diámetro. En México no se tiene registro de una norma de calidad para este fruto en específico, de manera que tradicionalmente se han establecido solo tres categorías que tienen que ver más con la estimación del volumen del fruto.

La determinación del tamaño de los frutos es muy importante porque posibilita la organización del producto en grupos que permiten asignar un precio de mercado a cada categoría, además de diversas ventajas al momento de empacar y transportar ya que se aprovecha mejor el espacio destinado para ello (Moreda *et al.*, 2009). Sin embargo, el proceso de producción del cultivo cuenta con una tecnificación muy baja.

La incorporación de las tecnologías computacionales y electrónicas, dentro de las cuales se encuentra el procesamiento de imágenes, ha tenido un alto impacto en la industria de la postcosecha, estos métodos arrojan datos geométricos e información de la superficie como el color y la textura, con un alto índice de precisión (Igno *et al.*, 2010). Otra técnica con buenos resultados dentro de la gestión de calidad en alimentos es; la espectroscopia óptica, técnica que engloba todos aquellos métodos analíticos basados en la interacción de la luz y la materia (Garcia y Portilla, 2012). Este método proporciona un medio conveniente y eficiente para medir las propiedades ópticas de alimentos y productos agrícolas(Qin y Lu, 2008).

En clasificadores basados en imágenes, se han utilizado redes neuronales para el entrenamiento y reconocimiento de diferentes frutos, estos algoritmos han arrojado resultados por debajo del 15% en el error (Rocha, *et al.,* 2010).

Algunos algoritmos utilizados en el reconocimiento de frutas y verduras son el artificial bee colony algorithm , feed forward neural network algorithm, fitness scaled chaotic algorthm, genetic algorithm, o incluso la fusión de más de uno de ellos que aumenta la precisión en más de un 85% (Zhang *et al*., 2014).

Con base a lo anterior, el objetivo del presente trabajo está centrado en el desarrollo de un algoritmo de clasificación, para reducir el tiempo y esfuerzo invertido en el proceso de selección de madurez y clasificación por tamaño de nuez de Castilla utilizando técnicas de visión por computadora.

4.2 MATERIALES Y MÉTODOS

4.2.1 ADQUISICIÓN DE IMÁGENES Y PARÁMETROS DE COLOR EN LA NUEZ Y LA CÁSCARA

Las muestras para el desarrollo del algoritmo fueron recolectadas durante el mes de julio del año 2017, en las zonas productoras de nuez de Castilla de Atlautla y Ozumba al oriente del estado de México. Las muestras fueron cosechadas manualmente. La cascara verde fue retirada con ayuda de un cuchillo. Las nueces que no permitieron su desprendimiento total fueron separadas para tomar fotografías útiles para la segmentación de la cáscara en el algoritmo.

El color de las nueces se determinó mediante el uso del colorímetro portátil X-Rite SP-60, proporcionado por el Laboratorio de Materiales Biológicos del Departamento de Ingeniería Mecánica Agrícola de la Universidad Autónoma Chapingo, con este dispositivo se obtuvieron los valores de los canales en el espacio de color CIELAB, para 60 nueces. Las lecturas de los canales se realizaron en dos puntos del fruto con mayor variación de color. Ambas medidas se promediaron y analizaron para determinar los rangos de 48.6 a 50.9, de 15.1 a 17.39 y de 25.56 a 27.7 en los canales L, a y b, respectivamente.

4.2.2 LAS DIMENSIONES DE LA NUEZ

Las dimensiones del fruto se determinaron mediante un vernier digital con resolución de 0.1 mm. Se obtuvieron las medias de las dimensiones principales del fruto; largo, anchura y espesor (Ercisli et al., 2012), para 120 muestras, seguido de su análisis de varianza para un diseño completamente al azar y determinar la diferencia estadística de las medidas con la prueba de Tukey, con un nivel de significancia de 0.05, empleando el software de estadística InfoStat versión 2014.

Para el algoritmo se hizo uso del lenguaje de programación C++ y de las librerías de procesamiento de imágenes de OpenCV versión 3.1.0 en una computadora portátil HP Spectre x360 con procesador Intel Core i5, 2.20 Ghz, 4.00 Gb de memoria RAM y sistema operativo Ubuntu 2014 LTS, además de una cámara web Logitec C920 cuyas especificaciones se muestran en el cuadro 4.1.

Cuadro 4.1. Especificaciones técnicas de la cámara web Logitech C920.

Especificaciones	HD pro webcam C920
Definición de videos	Full HD 1080p con H.264
Calidad de la foto	15 MP
Autofoco	Autofoco con 20 pasos
Corrección automática de iluminación	Premium

Con la cámara se adquirieron las imágenes del fruto con y sin cáscara bajo condiciones de iluminación artificial. El área se iluminó con tres lámparas fluorescentes de 54 Watts y con un fondo blanco para lograr mayor contraste con el producto agrícola. La cámara se montó en un tripie y la distancia entre el foco y el objetivo fue de 22 cm obteniendo 100 imágenes de cada grupo de nueces con y sin cáscara en el formato tif de 640 x 480 pixeles (figura 4.1).

Figura 4.1. Captura de las imágenes de nueces con cascara

Con las imágenes obtenidas se llevaron a cabo las pruebas de segmentación por color tanto para la cáscara como para la nuez descascarada. Para la cáscara verde se seleccionaron 100 imágenes de frutos parcialmente descascarados en diferentes posiciones. A las imágenes se le añadió la lista de extensión tipo yaml para ser leídas y procesadas por el algoritmo de pruebas de segmentación por color en C++, tanto para identificar la cáscara verde como la nuez limpia.

4.2.3 DESARROLLO DEL ALGORITMO

El algoritmo consiste básicamente en la extracción del color en imágenes de las nueces y cáscara obtenidas por la cámara. Las operaciones morfológicas se realizaron como pretratamiento a la imagen original obtenida, como fase previa a la identificación, medición y clasificación del fruto, o la identificación de la cáscara verde.

La segmentación es el proceso que divide a una escena en sus partes constituyentes. Generalmente sirve para distinguir entre los objetos de interés y el fondo de la imagen para su reconocimiento y descripción.

Como resultado de la segmentación se obtiene una nueva imagen, que suele ser binaria porque en ellas unos pixeles se asumen pertenecientes a la clase “fondo” y otros a la clase “objeto”.

La segmentación por color ha sido utilizada en diversos trabajos, como en la

identificación del cáliz de las fresas para su corte (Lin *et al*., 2017). Como pre-tratamiento de las imágenes se realizaron las operaciones morfológicas básicas; erosión y dilatación, con el objetivo de eliminar el ruido en la imagen, el aislamiento de elementos individuales o la unión de elementos dispares en la fotografía. Además de la transformación de espacios de color con la función cvtcolor de OpenCV del RGB dado por defecto en las imágenes al espacio CIELAB cuyos valores para la nuez se obtuvieron experimentalmente.

Para la extracción de colores se utilizó la función InRange de OpenCV la cual permitió la umbralización de cada canal del espacio de color CIELAB dentro de límites mínimos y máximos entre 0 y 255 respectivamente. De esta manera con los datos obtenidos por el colorímetro, fueron establecidos los rangos para detectar la cáscara verde y la nuez, basado en el rango de valores de los pixeles que la contenían. Al tratarse de una segmentación por umbralización del color, se presentaron elementos de ruido en la escena en forma de áreas menores en la imagen segmentada. El ruido se eliminó con el uso de un filtro de detección de manchas el cual es una aplicación algorítmica de la teoría de grafos desarrollado por Saharkhiz (2011), donde subconjuntos de pixeles conectados están etiquetados de manera única en función de una heurística dada para ser medidas y poder ser eliminadas por el tamaño de su área, dejando solo la de mayores dimensiones. Obteniendo así una imagen binarizada cuyos valores de pixeles en 255 correspondieron a la nuez o a la cáscara. El proceso de segmentación se ilustra en la Figura 4.2.

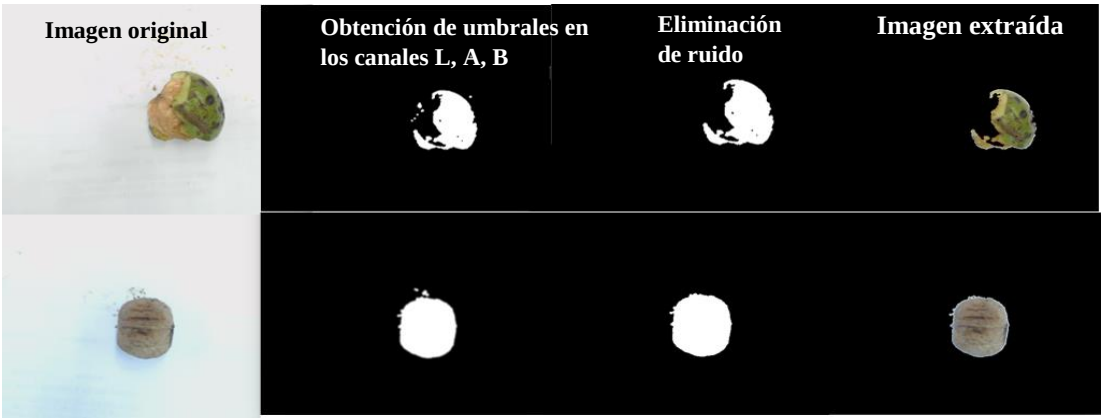

Figura 4.2. Proceso de segmentación de cáscara y nuez

4.2.4 ORIENTACIÓN DE LA NUEZ PARA LA CAPTURA DE LAS IMÁGENES

Fue necesario rotar y orientar el fruto para obtener imágenes de distintas caras del fruto y así poder determinar la presencia de cáscara o la orientación correcta para realizar la medición de las dimensiones en la nuez.

La orientación del fruto se realizó con la ayuda de un par de rodillos paralelos a través de la fricción y colocarlo en la posición horizontal adecuada.

El programa reconoce la variación mínima en la posición para capturar la imagen y procesarla. Al comparar la longitud del fruto se encontró una diferencia significativa entre el promedio del error al rotar en un solo sentido y aleatoriamente. Mediante la prueba t de Student del 95% de significancia, se rechazó la igualdad de medias con un p=0.01, para 32 comparaciones de cinco imágenes cada una. De esta forma se estableció un límite para el error en las mediciones, cuyo valor máximo aceptado para considerar a la nuez orientada fue de 2.036 %

La orientación se identificó por el vector promedio de la variación (*Vx*) entre los píxeles calculados del fruto en el eje x y la misma medida de la imagen anterior.

$$Vx = \frac{\left(\sum_{i=1}^{n=5} \varepsilon_a\right)}{n} \leq 2\ \% \qquad (4.1)$$

donde n es el número de imágenes que se desea comparar y ε_a es el error relativo porcentual en las mediciones de pixeles.

El error relativo se calcula mediante la siguiente ecuación (Chapra, 2007):

$$\varepsilon_a = \left(\frac{\ell x - \ell x_a}{\ell x}\right) * 100 \qquad (4.2)$$

donde ℓx es la longitud en pixeles a lo largo del eje x y ℓx_a es la misma medición en la fotografía anterior, este factor esta dado por la diferencia entre el primer y último pixel con valor de 255 encontrado de izquierda a derecha (en la dirección x) de la imagen binarizada.

En la figura 4.3 se representa este proceso de comparación del error en cada medición representada por ℓ. La media del error de medición de ℓ determina la estabilidad o no, de la nuez frente a la cámara.

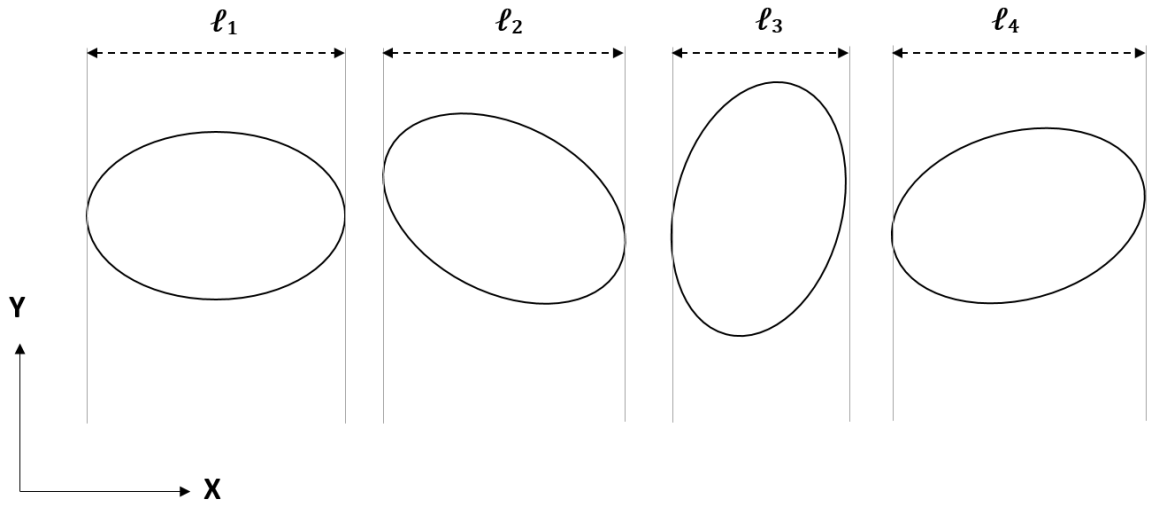

Figura 4.3 Variación en la medición de ℓ en x.

4.2.5 MEDICIÓN DE LA NUEZ POR REFERENCIA

Una vez obtenida la imagen de la nuez segmentada y orientada se determinaron las dimensiones de su longitud en pixeles, que corresponde a la lectura del factor ℓx. Para calcular las dimensiones reales del fruto se utilizó una referencia, que esta entendida como un objeto de dimensiones reales conocidas presente en la escena, que actúa como parámetro de relación y comparación entre las dimensiones en pixeles y las reales de la nuez (Figura 4.4)

La forma de calcular las dimensiones reales (Xn) de la nuez está dada por:

$$Xn = \frac{n_x * r_m}{r_y} \qquad (4.3)$$

donde n_x son los pixeles en la longitud de la nuez, r_m corresponde a las dimensiones reales de la referencia conocida y r_x son las dimensiones en pixeles de la referencia.

Para el algoritmo se utilizó una tira de color fucsia de 50 mm de largo por 5 de ancho, se extrajo el canal **a** del espacio de color CIELAB y se segmentó alternamente a la

nuez, con el algoritmo de extracción de fondo desarrollado por Otsu (1979). Este algoritmo ha demostrado ser más rápido para la extracción de fondo (requiere solo 0.3 s para segmentar una imagen de 640 x 480 pixeles) que otros como el algoritmo de medios de cambio o el de cortes normalizados según el análisis realizado por Rocha et al., (2010). Posteriormente se realizó el conteo de los pixeles de la referencia para la calibración de las demás dimensiones de la imagen de la cámara.

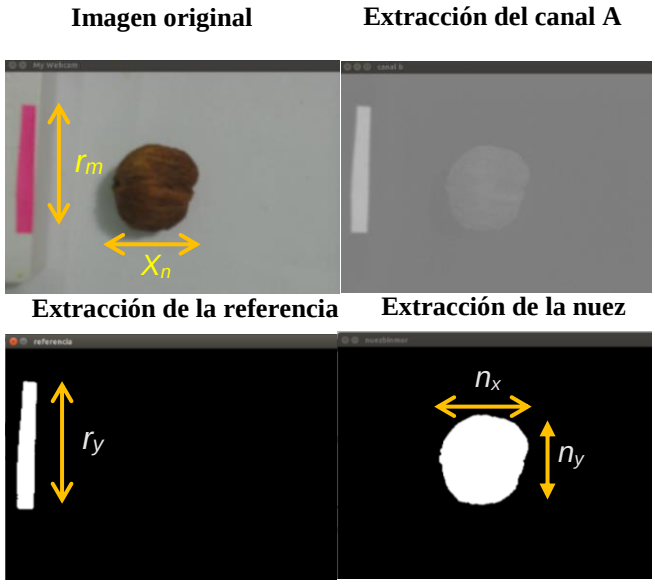

Figura 4.4. Segmentación de la referencia y mediciones realizadas a cada extracción.

La precisión en la medición y la transformación de unidades depende de dos condiciones importantes, la ubicación de la referencia debe ser completamente coplanario con el área transversal de la nuez y la lente de la cámara debe ser paralela al plano que contiene la referencia y el área transversal del fruto.

Cálculo del volumen

Para llevar a cabo la estimación del tamaño del fruto, se utilizaron las ecuaciones establecidas por Mohsenin,(1986) para las propiedades físicas de éstos. Las expresiones involucran sus tres dimensiones principales, con las cuales se estimó el volumen (V, mm^3) del fruto:

$$V = \left(\frac{\pi}{6}\right) D_g^3 \qquad (4.4)$$

donde D_g es el diámetro principal (mm)

El diámetro principal se calculó de la siguiente manera:

$$D_g = (LWT)^{1/3} \qquad (4.5)$$

donde; L=largo, W=ancho y T= altura de la nuez, mm.

Las expresiones (4.4) y (4.5) fueron introducidas al algoritmo. Debido a que las lecturas se obtienen de imágenes en dos dimensiones, solo es posible estimar dos de las tres dimensiones principales por el conteo de pixeles blancos. En la imagen binarizada del fruto orientado; la longitud y alguna de las otras dos dimensiones como el espesor o la anchura.

De los resultados obtenidos experimentalmente que se muestran en el Cuadro 4.2, se encontró que tanto la dimensión del espesor como de anchura son estadísticamente menores a la longitud. La altura que se obtuvo corresponde a poco más del 97% de la longitud, mientras que la anchura corresponde a menos del 94%. Estas condiciones se incluyeron en el algoritmo, donde se comparó el porcentaje respecto a las medidas en los ejes X e Y del fruto. De esta manera, de la imagen se estimaron dos dimensiones directamente y la tercera se calculó teóricamente en función de la longitud.

Donde T=L*0.97 si se obtuvo el ancho en la fotografía y W=L*0.93 cuando se determinó el espesor.

Cuadro 4.2. Dimensiones medias y volumen en nuez de castilla.

Parámetro	Dimensiones	Unidades	N
X(Largo)	33.7 ± 2.7 a[a]	mm	120
Y(Alto)	32.9 ± 2.6 b	mm	120
Z(Ancho)	31.6 ± 2.2 c	mm	120
Volumen	18.58 ± 3.97	cm^3	120

[a] Medias con diferente letra son significativamente diferentes, determinado por prueba de tukey con un nivel de significancia del 5%

4.2.5 PRUEBAS DEL ALGORITMO

Para realizar las pruebas al programa se construyó un dispositivo cuyas funciones simulan el proceso de un clasificador automático, en el cual existe una etapa de adquisición y análisis de las imágenes, donde se colocó la cámara, la iluminación y el sistema de orientación.

En el dispositivo se realizaron 134 mediciones a nueces sin cáscara para determinar la longitud en X y Y. A partir de estos parámetros se calcula el volumen y la categoría dentro de los tres grupos previamente establecidos. Posteriormente se calcular el error en las dimensiones de la longitud obtenidas desde la cámara, y se comparan con las reales determinadas mediante un vernier digital con resolución de 0.1 mm. Además, se determinó la sensibilidad en la clasificación de los frutos.

4.3 RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Mediciones al color y la longitud

Los límites para cascara se establecieron después de la medición manual de color, para los canales L, A y B fueron 48-50, 15-18 y 26-28 respectivamente, así como las medias 49.78, 16.25 y 26.67 de los mencionados parámetros.

La figura 4.5 muestra la secuencia del funcionamiento del algoritmo, primeramente, la cámara captura las imágenes en tiempo real del fruto que está rotando en el sistema de orientación. La segunda etapa consiste en identificar la posición correcta del fruto para poder medir la longitud en el eje X. Para esto, el programa calcula y compara la media del error relativo porcentual de cinco imágenes, y determina si el fruto se encuentra en la posición estable dentro del mecanismo de orientación. Una vez estimada la posición correcta, comienza la etapa de medición, calibrando la referencia. Para ello de la imagen segmentada se determina y mide el número de pixeles en los ejes de coordenada X e Y del fruto. Posteriormente los pixeles se convierten a milímetros y finalmente se calcula el diámetro y el volumen del fruto.

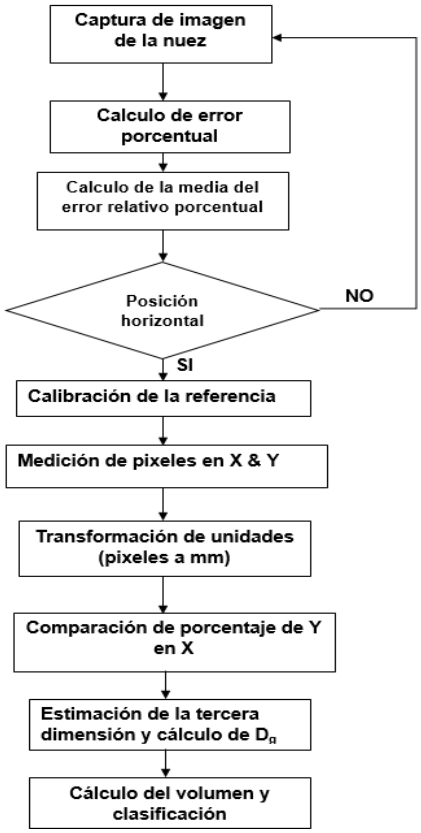

Figura 4.5 Diagrama lógico del algoritmo de medición y clasificación

Clasificación

Con los resultados obtenidos experimentalmente para las dimensiones geométricas de la nuez y con un intervalo de confianza para su longitud, cuyo límite inferior y superior fue 33.1 y 34.4 mm respectivamente. En este rango se estableció el tamaño mediano, de manera que los valores por debajo de este intervalo se consideran nueces pequeñas y los valores por encima se consideran nueces de tamaño grande, en el algoritmo se incluyeron condicionales que contienen estos valores.

4.3.2 RESULTADOS DE LAS PRUEBAS

Las pruebas para la medición de la longitud de la nuez reflejan una exactitud del 97.06%, una precisión de ±0.48 mm y una sensibilidad de 96.98% y 87.05% para la clasificación (Cuadro 4.3). Estos resultados arrojados por el algoritmo son afectados por varios factores externos, como la posición de la referencia que no en todos los casos se encuentra exactamente a la altura del plano que contiene el área transversal de la nuez pues éste cambia ligeramente debido al tamaño de cada una y la conversión de unidades en forma mínima, se ve afectada. Otro factor importante es la coloración de los frutos, ya que en algunos casos las alteraciones más obscuras en su color natural a causa de la pudrición, esto ocasionó una mala segmentación y por lo tanto una alteración en las medidas estimadas del fruto.

El factor más influyente en la clasificación es la orientación, ya que de esta depende la correcta medición de su longitud y volumen (parámetros base de clasificación). En la figura 4.6A) se muestra que el proceso de orientación es inestable lo cual provoca un error variable en las comparaciones de las dimensiones en X de las cinco fotografías y no se llegue a la medición. El algoritmo puede interpretar como correcta una posición inadecuada siempre que las lecturas de su longitud se encuentren estables (rango preestablecido) pues, se detecta la variación de las dimensiones en un eje, pero no se identifica si esa variación corresponde efectivamente a la longitud del fruto deseada, si la orientación no es la correcta, la medición tendrá un índice de error mayor. Por lo tanto, este algoritmo es dependiente del sistema de orientación del fruto. El algoritmo se puede mejorar con un sistema de orientación más efectivo que reduzca la rotación angular de la nuez frente a la cámara mientras se toman las fotografías.

Cuadro 4.3 Resultados del algoritmo de visión en detección de nuez sin cáscara, posición y de su medición.

	Exactitud	**Precisión**	**Sensibilidad**	**Observaciones**
Dimensiones	97.06%	±0.48 mm	96.98%	134
Volumen	-	-	90.32%	100
Clasificación	-	-	87.05%	134

El tiempo promedio de clasificación en promedio durante las pruebas fue de 8.7 segundos por cada fruto. El principal factor de influencia fue el tiempo necesario del software para el reconocimiento de la posición del fruto, ya que, por su geometría compleja, el mecanismo de orientación tardo más en algunos casos ocasionando que las muestras requirieran más de 2 ó 3 comparaciones, antes de calcular sus dimensiones.

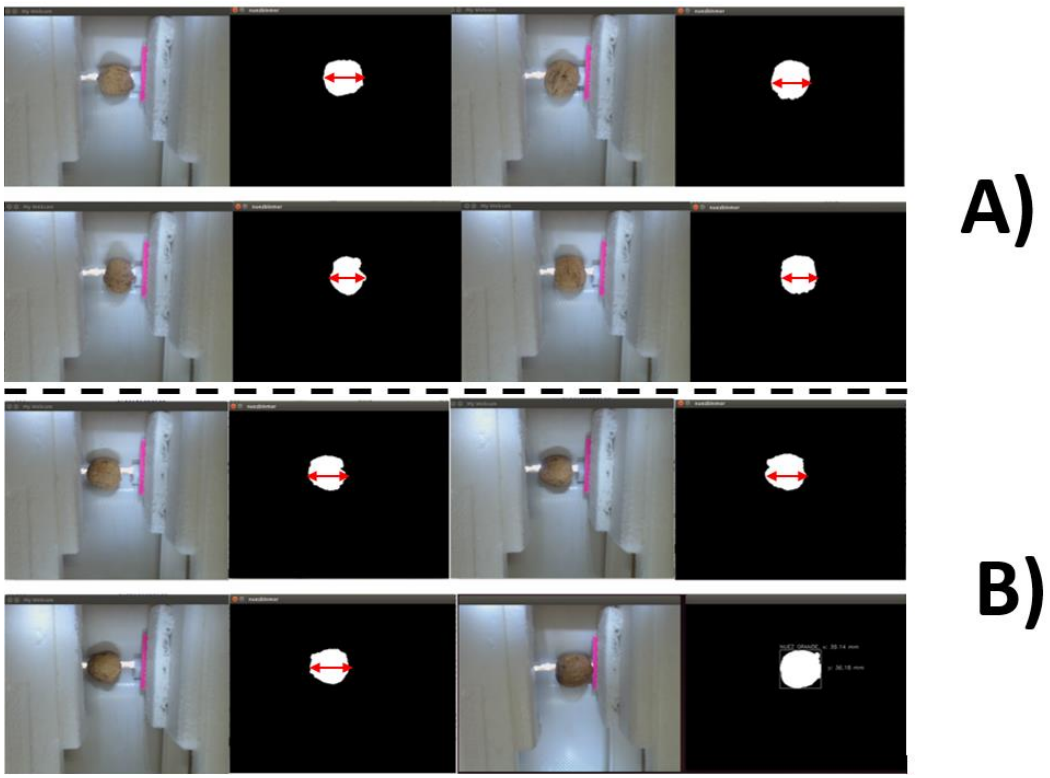

Figura 4.6. A) Orientación no encontrada en las imágenes. B) Orientación encontrada medición y clasificación

En la figura 4.6B) se muestra el proceso de una nuez cuya orientación se realizó de manera correcta. En el esquema se representa la medición en x por las flechas rojas cuya variación es mínima y es posible realizar la medición de su longitud. La figura 4.7 muestra nueces clasificadas por el algoritmo cuyas dimensiones y volumen estimado se muestran en pantalla para nuez pequeña, mediana y grande.

La dependencia de aspectos del entorno y de los componentes mecánicos limita la exactitud, precisión y sensibilidad del algoritmo si se modifican las condiciones de

iluminación y de orientación. De la revisión de literatura realizada, en algunos trabajos que incluyen el desarrollo de redes neuronales y la fusión de distintos algoritmos de segmentación reportan resultados independientes del entorno con una disminución del error de hasta el 15% con respecto a algoritmos que solo emplean un método de segmentación (Rocha *et al*., 2010), estos han logrado no solo la clasificación de especies de frutas y verduras, además han identificado la variedad en los casos de la manzana (*Malus pumila*) o kiwis (*Actinidia deliciosa*).

La sensibilidad en la clasificación de frutos se interpreta como el índice de individuos categorizados correctamente entre el total de muestras, haciendo una comparación con diferentes algoritmos que emplean redes neuronales y un entrenamiento de aprendizaje, para la identificación de diferentes frutos, se tiene una sensibilidad de del 84 al 89 % (Zhang *et al*. 2014).

Otros resultados como los obtenidos por Moreno *et al.*, (2012) en la clasificación basada en la umbralización del espacio de color en mango, reflejan una precisión superior al 90 % dentro de 4 categorías de tamaño, además se reportó un tiempo de procesamiento de 7.5 s por fruto, un tiempo menor al logrado por el algoritmo de este trabajo debido a la dependencia mecánica que se tiene.

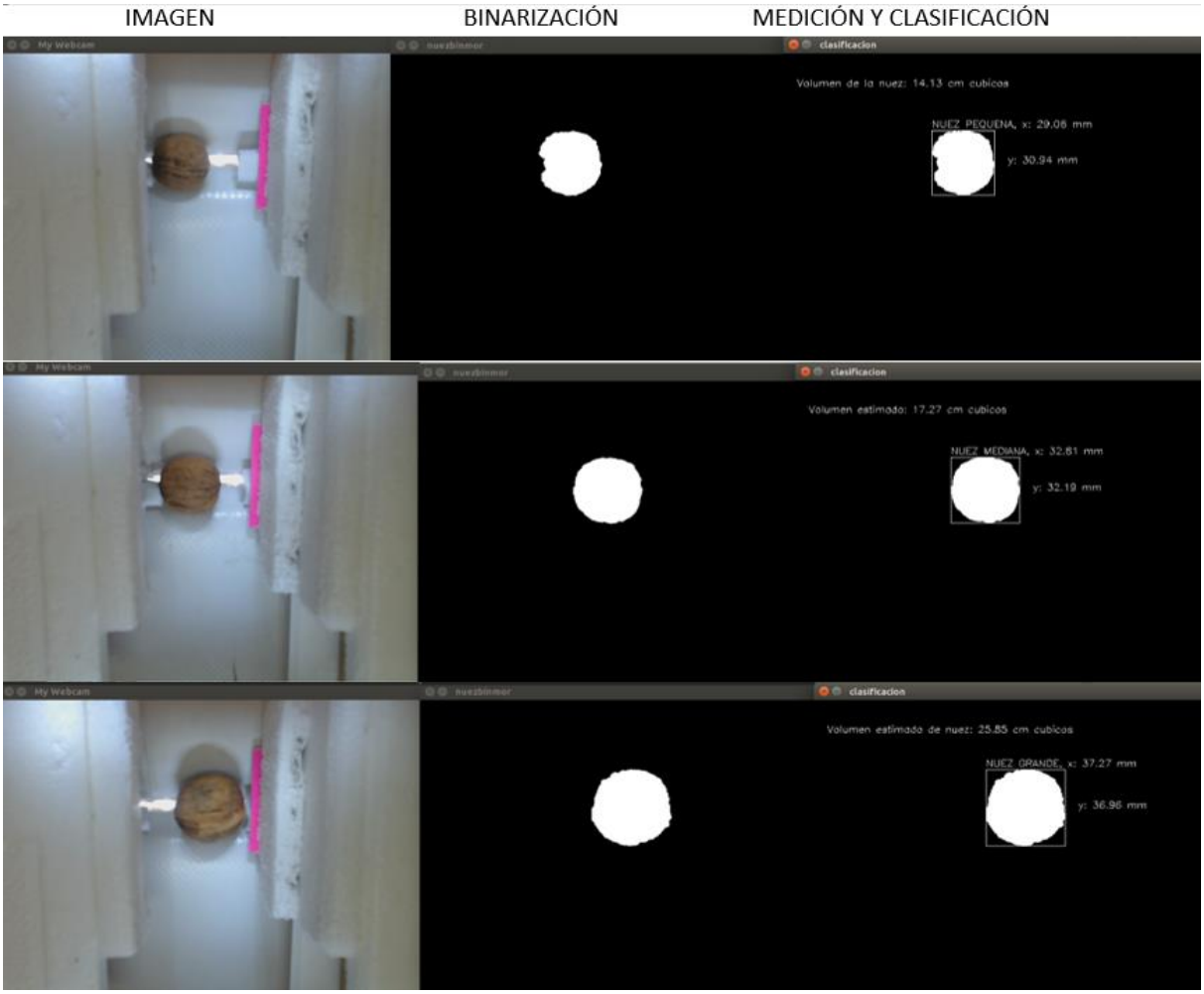

Figura 4.7. Nueces clasificadas por el algoritmo, de arriba abajo, nuez pequeña, mediana y grande.

Los resultados para la identificación de la cáscara verde deben ser sometidos a otras pruebas experimentales, ya que el algoritmo solo se probó con fotografías, donde éste detectó 94 de las 100 imágenes de nueces con cáscara. Según Lin *et al.* (2017) reporta el 99 y 100% en la identificación del cáliz y la fresa, basados en el mismo procedimiento de segmentación, esta diferencia se debió a la intensidad más obscura en el fruto a causa de la pudrición prematura en la cáscara.

4.4 CONCLUSIONES DEL CAPÍTULO

El algoritmo es capaz de dimensionar nueces de Castilla a partir de la umbralización de los canales del espacio de color CIELAB, determinados experimentalmente para el fruto y la cáscara. La nuez se midió a partir de las imágenes binarizadas, las dimensiones se transformaron a mm. El volumen del fruto se determinó utilizando la calibración por referencia, a partir de las medidas en los ejes X & Y de la fotografía, y finalmente la clasificación se realizó en base a tres tamaños comerciales de los mercados locales de la zona occidente del Estado de México.

El funcionamiento del algoritmo depende de la orientación del fruto y de la iluminación que afecta la umbralización en la segmentación. La estimación de la orientación se realiza a partir del error en las dimensiones de cada imagen.

Las pruebas al algoritmo se realizaron en un dispositivo transportador con un sistema de orientación, se obtuvo una exactitud en las mediciones del 97.06%, una precisión de ±0.48 mm y una sensibilidad de 96.98%, para la identificación de la cascara y la clasificación del tamaño de los frutos la sensibilidad fue de 94 y 87.05 % respectivamente.

4.5 REFERENCIAS DEL CAPÍTULO

Chapra, S. C. (2007). *Métodos numéricos para Ingenieros* (5th ed.). México: McGraw-Hill Interamericana.

Ercisli, S., Sayinci, B., Kara, M., Yildiz, C., & Ozturk, I. (2012). Determination of size and shape features of walnut (*Juglans regia L.*) cultivars using image processing. *Scientia Horticulturae*, *133*(1), 47–55. https://doi.org/10.1016/j.scienta.2011.10.014

Garcia-Allende, P. B., & Portilla, O. M. C. (2012). Espectroscopia óptica de imagen para el control de calidad en la industria alimentaria, monitorización en línea de procesos de soldadura y discriminación de patologías tumorales en tejidos cancerígenos. *Óptica Pura y Aplicada*, *45*(3), 345–360. https://doi.org/10.7149/OPA.45.3.345

Igno, O., (2010). *Sistema para clasificación de jitomates basado en metrología laser y algoritmos computacionales*. Centro de Investigaciones en Óptica.

Lin, J., Holmes, M., Vinson, R., Ge, C., Pogoda, F. C., Mahon, L.,& Tao, Y. (2017). Design and testing of an automated high-throughput computer vision guided waterjet knife strawberry calyx removal machine. *Journal of Food Engineering*, *211*, 30–38. https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2017.05.002

Moreda, G. P., Ortiz-Cañavate, J., García-Ramos, F. J., & Ruiz-Altisent, M. (2009). Non-destructive technologies for fruit and vegetable size determination - A review. *Journal of Food Engineering*, *92*(2), 119–136. https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2008.11.004

Moreno, A.; Ballesteros, D. y Sánchez, G. (2012). Un prototipo mecánico para la automatización del proceso de selección de mango tipo exportación. *Revista Ingenierías Universidad de Medellín*, *11*(21), 151–160.

Mohsenin, N.N., 1986. Physical Properties of Plant and Animal Materials. Gordon and Breach Science Publisher, New York.

Otsu, N. (1975). A thereshold selection methods from gray-level histograms.

Automatica.11(285-296), 23-27.

Qin, J., & Lu, R. (2008). Measurement of the optical properties of fruits and vegetables using spatially resolved hyperspectral diffuse reflectance imaging technique. *Postharvest Biology and Technology*, *49*(3), 355–365. https://doi.org/10.1016/j.postharvbio.2008.03.010

Rocha, A., Hauagge, D. C., Wainer, J., & Goldenstein, S. (2010). Automatic fruit and vegetable classification from images. *Computers and Electronics in Agriculture*, *70*(1), 96–104. https://doi.org/10.1016/j.compag.2009.09.002

Saharkhiz, A. (2011),Blob Detection,Connected Component (Pure OpenCV): OpenCV-Working with OpenCV.Recuperado de: http://areshopencv.blogspot.mx/2011/12/blob-detection-connected-component-pure.html

Shah, M. (1997). *Fundamentals of computer vision*. (Computer Science Department, Ed.) (1st ed.). Orlando FL.: University of Centrral Florida.

Szeliski, R. (2009). Computer Vision: Algorithms and Applications. *Computer*, 655. Retrieved from http://research.microsoft.com/en-us/um/people/szeliski/book/drafts/szelski_20080330am_draft.pdf

Zhang, Y., Wang, S., Ji, G., & Phillips, P. (2014). Fruit classification using computer vision and feedforward neural network. *Journal of Food Engineering*, *143*, 167–177. https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2014.07.001

CAPITULO 5. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES GENERALES

Se establecieron las propiedades físico-mecánicas de la nuez de castilla sus dimensiones con cascara fueron de 43.2, 40.5 y 43.9 mm y de 33.7, 32.7 y 31.7 mm sin cáscara para el largo, ancho y grosor respectivamente.

Se encontró una carga máxima de 450 N a los 3 días de la cosecha con un contenido de humedad de más de 74 % y una carga mínima de alrededor de 200 N a los 10 días cuyo contenido de humedad fue de más del 80 %.

El algoritmo de medición y clasificación emplea una segmentación por color basada en la umbralización de Otsu y eliminación del ruido por algoritmos de detección de áreas desarrollado por Saharkhiz, además de métodos numéricos para el reconocimiento de la estabilidad del fruto frente a la cámara, y la medición de objetos se realizó utilizando una referencia con dimensiones reales.

El algoritmo presento una precisión de ±0.48 mm y una sensibilidad de 96.98% en las pruebas realizadas para las dimensiones del fruto y de 87.05% para la clasificación.

Para la mejora de precisión y velocidad de reconocimiento, se recomienda la implementación de técnicas de reconocimiento de objetos que no dependan de componentes mecánicos externos, como el uso de redes neuronales o algoritmos de aprendizaje profundo lo cual mejoraría el proceso de clasificación del fruto.

5.1. REFERENCIAS GENERALES

Abbott, J. (1999). Quality measurement of fruits and vegetables. *Postharvest Biology and Technology*, *15*(3), 207–225. https://doi.org/10.1016/S0925-5214(98)00086-6

Altuntaş, E., & Yıldız, M. (2007). Effect of moisture content on some physical and mechanical properties of faba bean (Vicia faba L.) grains. *Journal of Food Engineering*, *78*(1), 174–183. https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2005.09.013

Alvarado, M. O. (2008). *Desarrollo de un sistema para la clasificación automatizada de frutos agrícolas con base a su grado de madurez*. Centro Nacional de Investigacion y Desarrollo Tecnológico.

Atencio, P., Sánchez G., y Branch. *"Automatic visual model for classification and measurement of quality of fruit: case mangifera indical".* Colombia: Dyna. Vol. 76. Num. 170. pp. 317-326, 2009.

Atungulu, G. G., Teh, H. E., Wang, T., Fu, R., Wang, X., Khir, R., & Pan, Z. (2013). Infrared pre-drying and dry-dehulling of walnuts for improved processing efficiency and product quality. *Applied Engineering in Agriculture*, *29*(6), 961–971. https://doi.org/10.13031/aea.29.10195

Bada, J. C., León-Camacho, M., Prieto, M., Copovi, P., & Alonso, L. (2010). Characterization of walnut oils (Juglans regia L.) from Asturias, Spain. *JAOCS, Journal of the American Oil Chemists' Society*, *87*(12), 1469–1474. https://doi.org/10.1007/s11746-010-1629-3

Cárcel, L. M., Bon, J., Acuña, L., Nevares, I., Del Álamo, M., & Crespo, R. (2012). Moisture dependence on mechanical properties of pine nuts from Pinus pinea L. *Journal of Food Engineering*, *110*(2), 294–297. https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2011.04.018

Carvalho, Ferreira, Mendes,Silva R., Pereira J.; Jerónimo C, Silva B. (2010). Human cancer cell antiproliferative and antioxidant activities of *Juglans regia* L. *In*: *Food and Chemical Toxicology*, Vol. 48, Núm. 1. pp: 441–447.

Chapra, S. C. (2007). *Metodos Numéricos Para Ingenieros* (5th ed.). México: McGraw-Hill Interamericana.

Ercisli, S., Sayinci, B., Kara, M., Yildiz, C., & Ozturk, I. (2012). Determination of size and shape features of walnut (Juglans regia L.) cultivars using image processing. *Scientia Horticulturae*, *133*(1), 47–55. https://doi.org/10.1016/j.scienta.2011.10.014

Ebubekir A. & Mehmet Y.(2005). Effect of moisture content on some physical and mechanicals propieties of faba bean (*Vicia faba L.*) grains.*Journal of Food Engineering* , 78(2007), 174-183.

FAOSTAT (Food and Agriculture Organization statistical database). 2014. Consultado. *In*: http://faostat.fao.org/site/339/ default.aspx (10 de marzo de 2015).

Garcia-Allende, P. B., & Portilla, O. M. C. (2012). Espectroscopia óptica de imagen para el control de calidad en la industria alimentaria, monitorización en línea de procesos de soldadura y discriminación de patologías tumorales en tejidos cancerígenos. *Optica Pura Y Aplicada*, *45*(3), 345–360. https://doi.org/10.7149/OPA.45.3.345

Gharibzahedi, S. M. T., Mousavi, S. M., Hamedi, M., Khodaiyan, F., & Dadashpour, A. (2012). Mechanical behavior of persian walnut and its kernel under compression loading: An experimental and computational study. *Journal of Food Processing and Preservation*, *36*(5), 423–430. https://doi.org/10.1111/j.1745-4549.2011.00601.x

Hunter Labs. (2012). Measuring Color using Hunter L, a, a versus CIE 1976 L*a*b*. En https://books.google.com.mx/books?id=JDANDgAAQBAJ&pg=PA75&dq=hunter+1976++color&hl=es419&sa=X&ved=0ahUKEwibg_rskYbYAhWH5SYKHR1bBSgQ6AEIKzAA#v=onepage&q=hunter%201976%20%20color&f=false, accedido el 24 de octubre de 2016.

Igno, O., Para, R., & Mu, A. (2010). *Sistema para clasificación de jitomates basado*

en metrología laser y algoritmos computacionales. Centro de Investigaciones en Óptica.

Khir, R., Pan, Z., Atungulu, G. G., Thompson, J. F., & Shao, D. (2013). Size and Moisture Distribution Characteristics of Walnuts and Their Components. *Food and Bioprocess Technology*, *6*(3), 771–782. https://doi.org/10.1007/s11947-011-0717-1

Li, Z., Li, P., & Liu, J. (2011). Physical and mechanical properties of tomato fruits as related to robot's harvesting. *Journal of Food Engineering*, *103*(2), 170–178. https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2010.10.013

Lim, T. K. (2014). Edible medicinal and non medicinal plants: Volume 8, flowers. *Edible Medicinal and Non Medicinal Plants: Volume 8, Flowers*, *3*, 1–1024. https://doi.org/10.1007/978-94-017-8748-2

Lin, J., Holmes, M., Vinson, R., Ge, C., Pogoda, F. C., Mahon, L., … Tao, Y. (2017). Design and testing of an automated high-throughput computer vision guided waterjet knife strawberry calyx removal machine. *Journal of Food Engineering*, *211*, 30–38. https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2017.05.002

Luna-Méndez, N., Jaramillo-Villanueva, J. L., Ramírez-Juárez, J., Escobedo-Garrido, S., Bustamante-González, A. y Campos-Ríos, G. (2013). Tipología de unidades de producción de nuez de Castilla en sistema de producción tradicional. Agricultura, Sociedad y Desarrollo. 10(3), 283-303.

Magro, R. (2013). Binarización De Imágenes Digitales Y Su Algoritmia Como Herramienta Aplicada a La Ilustración Entomológica, *3112*, 53–443. Retrieved from http://sea-entomologia.org/PDF/Boletin53/443464BSEA53BinarizacionRMagro.pdf

McCabe, W.L., Smith, J.C., Harriot, P., Unit Operations of Chemical Engineering. McGraw-Hill Book Company, New York. 1986.

Moreda, G. P., Ortiz-Cañavate, J., García-Ramos, F. J., & Ruiz-Altisent, M. (2009). Non-destructive technologies for fruit and vegetable size determination - A

review. *Journal of Food Engineering*, *92*(2), 119–136. https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2008.11.004

Moreno, A.; Ballesteros, D.; Sánchez, G. (2012). Un Prototipo Mecánico Para La Automatización del Proceso De Selección De Mango Tipo Exportación. *Revista Ingenierías Universidad de Medellín*, *11*(21), 151–160.

Mohsenin, N.N., 1986. Physical Properties of Plant and Animal Materials. Gordon and Breach Science Publisher, New York.

Nicolaï, B. M., Beullens, K., Bobelyn, E., Peirs, A., Saeys, W., Theron, K. I., & Lammertyn, J. (2007). Nondestructive measurement of fruit and vegetable quality by means of NIR spectroscopy: A review. *Postharvest Biology and Technology*, *46*(2), 99–118. https://doi.org/10.1016/j.postharvbio.2007.06.024

Otsu, N. (1975). A thereshold selection methods from gray-level histograms. *Automatica*.11(285-296), 23-27.

Pradhan, R. C., Naik, S. N., Bhatnagar, N., & Vijay, V. K. (2009). Moisture-dependent physical properties of jatropha fruit. *Industrial Crops and Products*, *29*(2–3), 341–347. https://doi.org/10.1016/j.indcrop.2008.07.002

Qin, J., & Lu, R. (2008). Measurement of the optical properties of fruits and vegetables using spatially resolved hyperspectral diffuse reflectance imaging technique. *Postharvest Biology and Technology*, *49*(3), 355–365. https://doi.org/10.1016/j.postharvbio.2008.03.010

Rocha, A., Hauagge, D. C., Wainer, J., & Goldenstein, S. (2010). Automatic fruit and vegetable classification from images. *Computers and Electronics in Agriculture*, *70*(1), 96–104. https://doi.org/10.1016/j.compag.2009.09.002

SAGARPA (Secretaría de Agricultura, Ganadería, Desarrollo Rural, Pesca y Alimentación). 2009. Consultado en SIAP (Servicio de Infor¬mación Agroalimentaria y Pesquera. En http://www.siap.gob.mx/index.php?option=com_wrapper&view=wrapper&Itemid=351 (febrero de 2011).

Toledo, V.. 2002. Agroecología, sustentabilidad y reforma

Salejda, A. M., Janiewicz, U., Korzeniowska, M., Kolniak-Ostek, J., & Krasnowska, G. (2016). Effect of walnut green husk addition on some quality properties of cooked sausages. *LWT - Food Science and Technology*, *65*, 751–757. https://doi.org/10.1016/j.lwt.2015.08.069

Shah, M. (1997). *FUNDAMENTALS OF COMPUTER VISION*. (Computer Science Department, Ed.) (1st ed.). Orlando FL.: University of Centrral Florida.

Studman, C.J., (2001). Computers and electronics in postharvest technology – a review. *Computers and Electronics in Agriculture* 30 (1–3), 109–124.

Sundhakara, R., y Renganathan S. *"New approaches for size determination of apple fruits for automatic sorting and grading".* Iranian Journal of Electrical and ComputerEngineering,Vol. 1, No. 2, 2002.

Szeliski, R. (2009). Computer Vision: Algorithms and Applications. *Computer*, 655. Retrieved from http://research.microsoft.com/en-us/um/people/szeliski/book/drafts/szelski_20080330am_draft.pdf

Udo, S. B., Adisa, A. F., Ismaila, S. O., & Adejuyigbe, S. B. (2015). Development of palm kernel nut cracking machine for rural use. *Agricultural Engineering International: CIGR Journal*, *17*(4), 397–406.

Vélez- Serrano, J. F. (2013). *VISIÓN POR COMPUTADOR* (2nd ed.). Dykinson, S.L.

Verma, B. P., Heaton, E. K., & Zaltzman, A. (1991). Machine for removing shucks from pecans, 38–42.

Zhang, Y., Wang, S., Ji, G., & Phillips, P. (2014). Fruit classification using computer vision and feedforward neural network. *Journal of Food Engineering*, *143*, 167–177. https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2014.07.001