

5. Clasificación de Naranja [Citrus X Sinensis] Madura y Verde Utilizando Visión Artificial

Classification of Orange [Citrus X Sinensis] Ripe and Green Using Artificial Vision

Julio Rios^{1*}, Jeison Olarte^{2**}, Michael Muñoz^{3***}

^{1,2,3} Universidad ECCI, Bogotá D.C, Colombia

* julioc.riosz@ecci.edu.co,

** jeisonh.olartec@ecci.edu.co

*** michaelm.munozs@ecci.edu.co

RESUMEN

El trabajo fue desarrollado con el fin de producir una herramienta para ayudar a los cosechadores de naranjas (cítricos x sinensis), utilizando visión artificial, de tal manera que se puedan clasificar frutos listos para el consumo y los que aun necesitan tiempo de maduración. Para lograr la clasificación de la fruta fue necesario utilizar técnicas de segmentación como las máscaras de color en los espacios HSV y CIElab, así como herramientas para procesamiento digital de imágenes como la binarización y filtrado. Como resultado más importante, se obtuvo un algoritmo capaz de identificar las frutas verdes de las maduras a través de procesamiento de imágenes con un porcentaje de acierto igual a un 82% para CIElab y un 88% para HSV.

Palabras clave: Binarización, Citrus Sinensis, HSV, RGB, Segmentación, Visión de máquina, Clasificación

Recibido: 9 de agosto de 2019. Aceptado: 1 de Octubre de 2019

ABSTRACT

The work was developed in order to produce a tool for helping orange harvesters (citrus x sinensis), using artificial vision to classify fruits for its immediate consumption and those that still need ripening time. To achieve the classification of the fruit was necessary to implement segmentation techniques such as color masks in HSV and CIElab color spaces, as well as tools for digital image processing such as binarization and filtering. As the most important result, an algorithm capable of identifying the green fruits of the mature fruits through image processing was obtained, achieving a percentage of success equal to 78% for CIElab and 88% for HSV.

Keywords: Binarization, Citrus Sinensis, HSV, Machine vision, RGB, Segmentation

Received: August 9th, 2019 Accepted: October 1st, 2019

1. INTRODUCCIÓN

El constante crecimiento de producción de fruta que hay en Colombia, debido al alto consumo que se tiene en el extranjero, ha hecho que los campesinos del país se cambien a los cultivos de frutas exóticas para los países europeos y asiáticos. Dada la alta demanda y también la necesidad de enviar productos de alta calidad a estos países, los esfuerzos se han hecho en el campo de visión artificial han tenido grandes avances [1].

Este trabajo presenta, un método que permite por medio de información captada por sensores y cámaras llevar la automatización a la agricultura; con diversos instrumentos no solo cámaras para la visión artificial, sino también sensores de ultrasonido, capacitivos, foto lumínicos entre otros, se logra separar, clasificar y desechar algunos frutos que por falta de madurez o baja calidad no se deben llegar a los consumidores finales.

Son bastantes los avances que se tienen en la utilización de visión artificial en pro de ayuda a los productores agrícolas de frutas, la investigación reportada, habla de la vibración y visión artificial para monitorear la clasificación mecánica que se tiene para frutos cítricos. Para esto se ubicaron en una bandeja los frutos, luego se realizaron movimientos de la fruta por vibraciones mientras que una cámara analizó por diferentes intervalos de tiempo y frecuencia de vibración la clasificación de la fruta [2].

Otro de los grandes desarrollos basados en la visión artificial fue el uso de sensores ópticos y redes neuronales. Para esto llevaron a cabo un trabajo en el cual, por medio del cálculo de la masa de los mangos, los agricultores (*de una manera más simple y fácil*) podían enviar los mejores productos cosechados en sus fincas sin el temor de que sus productos no cumplieran con los estándares que requerían los consumidores [3]. Se utilizó para este trabajo, modelos matemáticos

tales como regresión lineal simple (*SLR*), regresión lineal múltiple (*MLR*) y red neuronal artificial (*ANN*), con la cual podían calcular el largo, el ancho y el alto de cada mango, lo que hicieron fue tomar alrededor de 800 muestras y con éstas se realizó la calibración de los sensores ópticos, por medio de redes neuronales enseñaron al dispositivo actuador cuándo escoger una fruta acorde a las necesidades y las directrices previamente establecidas por sus cosechadores, una manera fácil y rápida para clasificar sus productos [3].

En la diversidad de aplicaciones también se encuentran algunas en las cuales un mismo algoritmo de reconocimiento de fruta puede reconocer entre 6 frutos diferentes; para esto se tomaron frutas como plátano, manzana y frutos cítricos, por medio del procesamiento de imágenes gaussiano y realizando una ecualización de histogramas. Posteriormente los datos se segmentaron por el algoritmo de Otsu, obteniendo que la mayoría de las frutas fueron reconocidas en un 90%, con lo cual el aplicativo ayudaría al robot en la diferenciación y clasificación correcta de diversas frutas [4].

No sólo se encontró trabajos de procesamiento de imágenes para hallar la condición de una fruta entre verde y madura sino también lo podemos ver otras opciones; se puede observar la calidad de la fruta en cuanto a formas y estado exterior, para que por medio de parámetros podamos saber si la fruta está en buen estado para ser consumida o si por el contrario es una fruta en mal estado, esto para aquellas frutas en las que la estética es un factor que incide en la compra o no del cliente final [5].

WOtros métodos de clasificación de frutas están basados no sólo en las frutas y hortalizas una a una, sino que se realiza directamente a un racimo (conjunto de frutos que están sostenidos por un mismo tallo). Algunos trabajos realizaron la clasificación de los racimos producidos por las

palmas de cera, con lo cual se captan esencialmente imágenes con técnicas que utilizan color visible, hiper-espectral e infrarrojo cercano, fluorescencia e imágenes térmicas. Además, brinda distintos métodos de procesamiento de datos, como redes neuronales, lógica difusa y algoritmos genéricos, con esto se puede saber la calidad del aceite, la cantidad que se puede producir en cada racimo de fruta de palma de cera [6].

Con el mismo algoritmo de reconocimiento Otsu se realizó un trabajo para el reconocimiento del estado de madurez de frutos de granadilla [7], el área en píxeles de las imágenes perteneciente a la fruta fue extraída mediante la técnica de Otsu usando librerías de OpenCv en Python. Finalmente, la tarea de clasificación se realizó a través del análisis de agrupamiento, en el cual fueron asignados 110 puntos RGB pertenecientes a cada estado de madurez de la granadilla. Los resultados obtenidos muestran 92,6% de aciertos en la identificación del estado de maduración, lo cual lo hace un aplicativo confiable en la búsqueda de calidad para los productores de granadilla y los exportadores de esta que quieren que sus productos lleguen a países europeos y asiáticos.

Con estos avances en el estudio de la inteligencia artificial y la visión artificial se ha llegado no solo a detectar la madurez de las frutas y sus cualidades por forma o color sino también se puede observar los frutos directamente de los árboles [8], donde se toman varias fotos a diversos frutos en el árbol y con base en estos datos y un procesamiento de las imágenes se le indica a un robot si los frutos que tiene cierto árbol son aptos o no para su recolección.

Con la visión artificial se puede tener un punto de dos dimensiones donde observamos la calidad de la fruta y también se puede hacer una composición en 3 dimensiones de la fruta o verdura [9], esto con el fin, de darle un espectro más amplio de evaluación al campesino para hacer cambios en su forma de cosecha y de siembra para garantizar

la mejor calidad en la fruta, ya que con los datos obtenidos, pueden saber que tamaños formas y colores tenían sus frutos y con esto mejorar en cultivos posteriores.

En la primera parte de este trabajo se presenta la introducción y el estado de arte, tenido en cuenta para dar el fundamento teórico y referencial al desarrollo realizado. La segunda sección contiene la explicación y relación de los métodos y materiales utilizados para lograr la obtención de los resultados presentados, los cuales son expuestos y descritos en la tercera sección del presente documento. Por último, se encuentran las conclusiones obtenidas a partir de la investigación realizada, así como las referencias que soportan el estado de arte utilizado.

2. MATERIALES Y MÉTODO

2.1 Características del dispositivo de adquisición

En este trabajo se tomaron varias fotos a dos estados de una fruta, en este caso la naranja (*citrus x sinensis*) para poder calibrar un sistema diferenciador, se decidió utilizar una cámara web de baja resolución y configurarla en calidad VGA (640x480 píxeles) debido a la cantidad de datos para ser procesados no es alta y esto ayuda a elevar la velocidad de procesamiento de las frutas para poder plasmar las diferencias en este trabajo, la luz a la que fueron expuestas las dos frutas una en estado maduro y otra verde fue bajo una luz de 7000k luz azul y 700lm.

2.2 Cambio de espacio de color (RGB / HSV)

Para el desarrollo del modelo con el que se realizaron las transformaciones, se utilizó el método matemático que permite cambiar una imagen de RGB (*Rojo, Verde, Azul*) a otro sistema de procesamiento del color que es HSV (*matiz, saturación y Brillo*) este segundo modelo no interpreta solo las partes que se componen de los colores rojo, verde y azul, sino que procesa de todos

los colores formados en la imagen su matiz (*tono*), su saturación (*pureza*) y el brillo (*luminosidad*). Se tomaron estas ecuaciones del trabajo que explica, cómo se realiza matemáticamente la transformación de color [10].

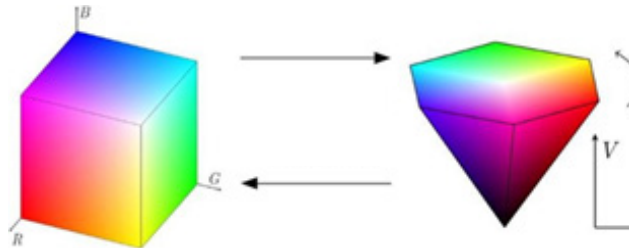


Fig.1. Cubo de color RGB conversión por modelo matemático a Cono de color HSV

La transformación de espacios de color se realiza a través de las expresiones expuestas en las ecuaciones (1), (2) y (3), donde H es el valor del matiz, S es la saturación y V es el brillo o valor de luminancia del color.

$$H = \begin{cases} \text{No definido,} & \text{Si MAX} = \text{Min} \\ 60 * \frac{G-B}{\text{MAX}-\text{MIN}} + 0^\circ, & \text{Si MAX} = R \text{ y } G \geq B \\ 60 * \frac{G-B}{\text{MAX}-\text{MIN}} + 360^\circ, & \text{Si MAX} = R \text{ y } G < B \\ 60 * \frac{B-R}{\text{MAX}-\text{MIN}} + 120^\circ, & \text{Si MAX} = G \\ 60 * \frac{B-R}{\text{MAX}-\text{MIN}} + 240^\circ, & \text{Si MAX} = B \end{cases} \quad 1)$$

$$S = \begin{cases} 0, & \text{Si MAX} = 0 \\ 1 - \frac{\text{MIN}}{\text{MAX}}, & \text{En otro caso} \end{cases} \quad 2)$$

$$V = \text{MAX} \quad 3)$$

En la *Figura 2*, se muestra la escena capturada con la cámara, mostrando los dos estados de la fruta analizada (*madura y verde*), en el espacio de color RGB y su representación en HSV.



Fig 2. Conversión de la imagen desde RGB a HSV

2.3 Método de cambio de espacio de color de RGB a CIElab

El segundo método de transformación de espacio del color se basó en utilizar una función que intenta emular la forma en la que los seres humanos percibimos el color, como es de saber cada color se ve reflejado por la cantidad de luz que se irradia sobre él [11], cada color que puede percibir el ojo humano tiene una longitud de onda que va desde los 380 nm hasta los 780 nm siendo este rango de longitud de onda, el permisible en el ser humano para observar en el ambientes, también como se sintetizó antes las cámaras que captan imágenes tienen la configuración en coordenadas RGB y el espacio de color CIElab está dado por los colores primarios imaginarios XYZ, por esto se debe realizar una ecuación de transformación, donde se pasa de RGB al tomar la imagen a XYZ cambian este espacio de color como se puede ver en la siguiente transformación:

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.6070 & 0.1734 & 0.200 \\ 0.2990 & 0.5864 & 0.1146 \\ 0 & 0.0661 & 1.1175 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad 4)$$

Obteniendo X, Y y Z con la matriz de transformación (4), se puede pasar al espacio CIElab con las ecuaciones de transformación (5).

$$L = \begin{cases} 116 * \left(\frac{Y}{Y_n}\right)^{\frac{1}{3}} - 16 \text{ para } \left(\frac{Y}{Y_n}\right) > 0.008856 \\ 903.3 * \left(\frac{Y}{Y_n}\right) \text{ en otro caso} \end{cases}$$

$$a = 500 \left[f\left(\frac{X}{X_n}\right) - f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) \right]$$

$$b = 200 \left[f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) - f\left(\frac{Z}{Z_n}\right) \right]$$

Donde,

$$X_n = 1$$

$$Y_n = 0.9872$$

$$Z_n = 1.18$$

5)

Se obtuvieron los valores L , a y b . L corresponde al valor de la luminancia y tiene valores en un rango de 0 a 100, del color negro al blanco. Por otra parte, a y b son los valores cromáticos. a va de -137.692 hasta 96.187 y denota intensidad del color del rojo al verde. La componente b va tienen el rango de valores desde -9.215 hasta 115.653; este rango corresponde al color azul (para valores negativos) y al amarillo (para valores positivos). En la Figura 3, se muestra el cambio que sufre la imagen cuando se realiza el cambio de espacio de color entre RGB y CIElab.

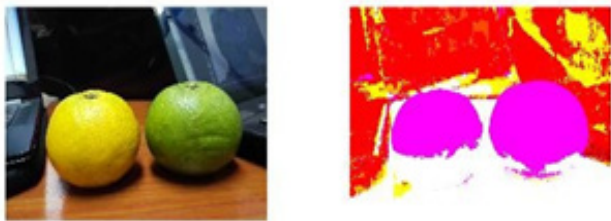


Fig 3. Imagen convertida al espacio CIElab.V

2.4 Umbralización y máscara de color

La umbralización de imágenes es el proceso por el cual se busca un umbral que permita distinguir en una imagen los objetos del fondo de los objetos del primer plano [13], se puede encontrar gran diversidad de métodos para la umbralización como lo son Métodos basados en la entropía, Método de Pun, Método de Kapur entre otros.

De este modo se logra segmentar la parte de la imagen que se desea procesar y desechar la parte de la imagen que no es útil para el análisis, este umbral es el punto (o valor) en el cual el histograma de una imagen se divide en dos picos. Acompañada de la máscara de color la cual nos permite poder dividir finalmente los tonos y colores de la imagen a binarizar. Teniendo en cuenta los valores de la Tabla 1, se realizó la máscara de color para separar de la escena los frutos de naranja que cumplen con

las condiciones para ser categorizadas como “maduras” y “verdes”.

ESTADO DE LA FRUTA	CONVERSION RGB A HSV		
MADURA	H	S	V
MIN	0.036	0.66 1	0.290
MAX	0.140	1.00 0	0.855
VERDE	H	S	V
MIN	0.145	0.37 3	0.010
MAX	0.312	1.00 0	0.781

Tabla 1. Valores de umbralización para el espacio HSV

En la Figura 2 se tiene un gráfico comparativo entre la escena original y la máscara elaborada con los valores expuestos en la Tabla 1.



Fig. 4. Mascara de color resultante en el espacio HSV.

Se aplicó la misma metodología para obtener la máscara de color en el espacio CIElab, con los valores de la Tabla 2.

ESTADO DE LA RUTA	CONVERSION RGB A CIElab		
MADURA	L	a	B
MIN	40	-22	26
MAX	100	15	90
VERDE	L	A	B
MIN	18	-35	5
MAX	98	1	70

Tabla 2. Valores de umbralización para el espacio CIElab

Aplicando los valores de umbral anteriores, la máscara de color resultante se ve en la *Figura 5*.



Fig. 5. Máscara de color resultante en el espacio CIElab

2.5 Binarización

La binarización desempeña un papel clave en la recuperación automática de información de imágenes, método utilizado para poder convertir los datos de la umbralización en ceros y unos [14].

La binarización de una imagen consiste en un proceso de reducción de la información de esta, en la que sólo persisten dos valores: verdadero y falso.

En una imagen digital, estos valores, verdadero y falso, pueden representarse por los valores 0 y 1 o, más frecuentemente, por los colores negro (0) y blanco (255), con lo que posteriormente a realizar la binarización, se tiene la imagen diferenciada ya sea que hayamos hecho todo el proceso de identificación de la fruta madura o verde, después de este proceso se puede exportar la función obtenida,

En este caso, la binarización utiliza la siguiente ecuación para pasar la imagen de color a blanco y negro.

$$T_{global}(g) = \begin{cases} 0 & \text{si } g < t \\ 1 & \text{si } g \geq t \end{cases} \quad 6]$$

Sistema de binarización y elección de umbral, regla de cálculo correspondiente de T_g . $h=a/b$.

$$T_{dinamica}(x, y) = \begin{cases} 0 & \text{si } g(x, y) < t(N(x, y)) \\ 1 & \text{si } g(x, y) \geq t(N(x, y)) \end{cases} \quad 7]$$

Sistema de binarización y elección de umbral, regla de cálculo correspondiente de T dinámica. Cálculo para cada píxel x de una zona vecina N en la que se asigna un valor del umbral adecuado $t(N)$. Una vez realizada la binarización, es posible eliminar la información y datos no útiles para la correcta clasificación de los frutos, como se ve en la *figura 6*. El filtrado se realiza con un barrido de la imagen y evaluando las áreas que son inferiores a 10000 píxeles para el caso del estudio presentado.



Fig. 6. Filtrado de la imagen binaria.

De esta manera, el diagrama de flujo que contiene las tareas necesarias para la clasificación de los

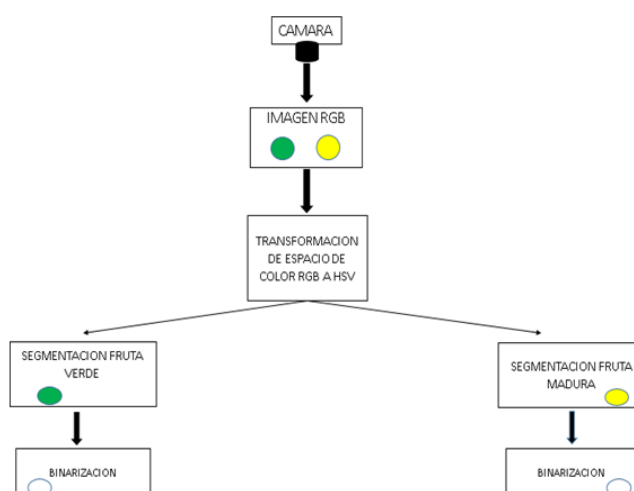


Fig. 7. Diagrama de flujo para el procesamiento realizado.

frutos se presenta en la *Figura 7*.

3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Como resultado principal, se obtuvo una metodología capaz de realizar la identificación entre dos tipos de frutos de naranja, el que se encuentra listo para consumo y el que aun necesita tiempo para terminar de madurar y ser apta para el usuario final. La primera etapa está relacionada con la adquisición de la imagen y la implementación de la máscara de color en el



Fig. 8. Imagen adquirida y máscara de color CIElab

espacio CIElab, como se ve en la imagen de la *Figura 8*.

En la *Figura 8*, también se encuentra implementado el proceso de binarización, donde es posible ver que la separación de la máscara



Fig. 9. Filtrado de la imagen en el espacio CIElab

no es 100% acertada, y por esto es necesario la aplicación de filtros en la imagen binaria, como se ve en la *Figura 9*.

En este caso, las áreas inferiores a 20000 pixeles fueron eliminadas de la región de interés, obteniendo únicamente la información del fruto “verde” o “maduro”.



Fig. 10. Identificación de las áreas en el espacio CIElab

La última parte del algoritmo propuesto calculaba el centroide del área resultante, siendo ésta la información necesaria para ubicar y manipular la posición de cada tipo de fruto. La región roja indica el fruto maduro, y la región azul el que se encuentra aún verde para su consumo. De igual manera, se realizó un algoritmo para la clasificación de frutos utilizando las ventajas del canal HSV, cuya representación permite contener en el canal H toda la información asociada con el color de la imagen.



Fig. 11. Imagen adquirida y máscara de color HSV

Como se ve en la *Figura 11*, el ruido o información no deseada, es menor que la contenida en la máscara CIElab de la *Figura 8*, siendo evidente en esta primera etapa las ventajas del espacio HSV.



Fig. 12. Filtrado de la imagen en el espacio HSV

Al igual que en los pasos descritos anteriormente, la imagen fue binarizada para mejorar la



Fig. 13. Identificación de las áreas en el espacio HSV

velocidad del procesamiento y tareas de filtrado. Se utilizó el mismo criterio por eliminación de área en la *Figura 12*, pero en este caso la cantidad de pixeles a eliminar fue de 10000, siendo la mitad de los necesarios en el espacio CIElab. En la *Figura 13*, se tiene la selección de los frutos al igual que en el espacio de color CIElab, teniendo un comportamiento similar en primera instancia. Durante las pruebas realizadas, se elaboraron 50 registros fotográficos con el algoritmo utilizando

la cámara descrita en el apartado de métodos y materiales. Para el algoritmo elaborado con el espacio CIElab, la cantidad de casos exitosos en el reconocimiento fue de 39 y 44 para el algoritmo que utilizaba el espacio de color HSV.

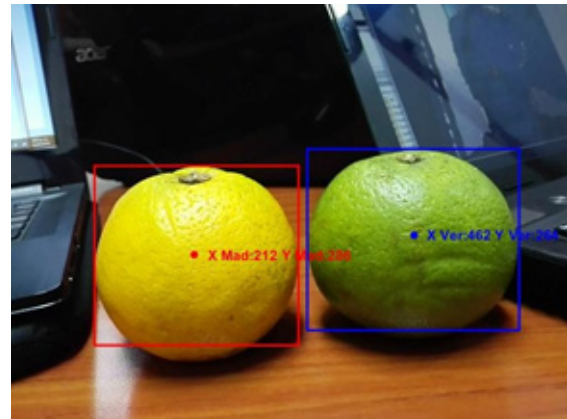


Fig 14. Reconocimiento realizado por el algoritmo

En la *Figura 14*, se muestra el resultado del algoritmo con la mayor tasa de acierto (*HSV*), y como éste presenta los resultados al usuario final, donde el rectángulo rojo indica la fruta en estado maduro, y en azul la fruta que aún no está lista para su consumo.

4. CONCLUSIÓN

Luego de culminar esta investigación y de discutir los resultados obtenidos, se puede concluir que el algoritmo implementado es confiable, porque su tasa de acierto fue de un 88% para la identificación de los dos estados de la fruta. Este modelo sería viable para acercarse un escalón más a la automatización, en lo que respecta a la clasificación de frutas no solo por su madurez, sino también para verificar su estado, calidad y su composición interna con otro tipo de sensores.

El modelo para convertir las imágenes de RGB a HSV y al modelo de CIElab, resulta útil para segmentar información de una imagen por colores, porque en lugar de tener tres canales con toda la información sobre la colorimetría de la imagen, ésta es condensada en un único contenedor de información para el HSV y dos

canales para CIElab.

El proceso de binarización representa una ventaja en el procesamiento digital de la imagen, en cuanto a costo computacional se refiere, porque la información sobre los colores de la imagen que se encuentra en variables de 8 bits (0-255), pasa a tener valores entre 0 y 1, haciendo de la visión de máquina una tarea con mayor velocidad y eficiencia, en la clasificación requerida para los tipos de frutos expuestos en este documento.

5. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

[1] A. Bhargava and A. Bansal, “Fruits and vegetables quality evaluation using computer vision: A review,” *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, 2018.

[2] A. Torregrosa, F. Albert, N. Aleixos, C. Ortiz, and J. Blasco, “Analysis of the detachment of citrus fruits by vibration using artificial vision,” *Biosyst. Eng.*, 2014.

[3] K. Schulze, M. Nagle, W. Spreer, B. Mahayothee, and J. Müller, “Development and assessment of different modeling approaches for size-mass estimation of mango fruits (*Mangifera indica* L., cv. ‘Nam Dokmai’),” *Comput. Electron. Agric.*, 2015.

[4] H. Peng, Y. Shao, K. Chen, Y. Deng, and C. Xue, “Research on Multi-class Fruits Recognition Based on Machine Vision and SVM,” *IFAC-PapersOnLine*, vol. 51, no. 17, pp. 817–821, 2018.

[5] B. Zhang et al., “Principles, developments and applications of computer vision for external quality inspection of fruits and vegetables: A review,” *Food Research International*. 2014.

[6] Abdul Rashid Bin Mohammed Sharif, “Clasificación de racimos de fruta fresca en la planta de beneficio de aceite de palma utilizando técnicas y tecnologías avanzadas.”

[7] D. E. Figueroa and E. R. Guerrero, “Sistema de visión artificial para la identificación del estado de madurez de frutas (granadilla) / Artificial vision system for the identification of ripeness of passion fruit (granadilla),” *REDES Ing.*, 2016.

[8] J. Lu, N. Sang, Y. Hu, and H. Fu, “Detecting citrus fruits with highlight on tree based on fusion of multi-map,” *Optik (Stuttgart)*, 2014.

[9] S. Yamamoto et al., “3D reconstruction of apple fruits using consumer-grade RGB-depth sensor,” *Eng. Agric. Environ. Food*, 2018.

[10] V. Chernov, J. Alander, and V. Bochko, “Integer-based accurate conversion between RGB and HSV color spaces,” *Comput. Electr. Eng.*, 2015.

[11] R. E. S.-Y. Lilia S. López-Conejo, “SEGMENTACIÓN DE IMÁGENES NATURALES USANDO EL ESPACIO DE COLOR CIElab,” in *III encuentro participacion de la mujer en la ciencia*, 2012, p. 4.

[12] U. de Sevilla, “Segmentación (li) I N G E N I E R Í a I N F O R M Á T I C a,” no. li, 2016.

[13] C. A. Cattaneo, L. I. Larcher, A. I. Ruggeri, A. C. Herrera, and E. M. Biasoni, “Métodos De Umbralización De Imágenes Digitales Basados En Entropía De Shannon Y Otros,” vol. XXX, pp. 2785–2805, 2011.

[14] R. Magro, “Binarización de imágenes digitales y su algoritmia como herramienta aplicada a la ilustración entomológica,” *Boletín la Soc. Entomológica Aragon.*, vol. 53, pp. 443–464, 2013.