

Sistema Inmerso de Bajo Costo para la Localización y Segmentación de Uvas

Eduardo Antonio Murillo Bracamontes^{a,b}, Miguel Enrique Martínez Rosas^b, Manuel Moisés Miranda Velasco^b, Horacio Luis Martínez Reyes^b, Jesús Raúl Martínez Sandoval^b

^aUniversidad Autónoma de Baja California, Centro de Ingeniería y Tecnología.
Blvd. Universitario #1000, Valle de las Palmas, Tijuana, B. C., México, 21500.
emurillo@uabc.edu.mx

^bUniversidad Autónoma de Baja California, Facultad de Ingeniería, Arquitectura y Diseño.
Carr. Ensenada-Tijuana 3917, Col. Playitas, Ensenada, B.C., México, 22860.
{[emartine](mailto:emartine@uabc.edu.mx),[mmiranda](mailto:mmiranda@uabc.edu.mx),[hmartine](mailto:hmartine@uabc.edu.mx),[rmartinez33](mailto:rmartinez33@uabc.edu.mx)}@uabc.edu.mx

2013 Published by *IEEE U100ci* @ <http://www2.uaz.edu.mx/web/www/publicaciones>
Selection and peer-review under responsibility of the Organizing Committee of the CICOMP-2013, www.cicomp.org

Resumen

En la determinación óptima del estado de madurez de frutas y vegetales, el color es uno de los parámetros más importantes para los consumidores. Recientemente, el uso de la tecnología en el área de agricultura ha sido cada vez más importante en la evaluación de la madurez de los frutos, a través del empleo de sistemas de visión por computadora, reduciendo considerablemente el margen de error. Este artículo presenta el diseño y desarrollo de un sistema inmerso (o empotrado) basado en una plataforma ARM de bajo costo y el software de código abierto OpenCV, mediante el cual se utiliza visión por computadora para localizar uvas en racimos, así como bayas de uva que se utilizan en muestreos de evaluación. Mediante el empleo de algoritmos de segmentación se obtienen sub-imágenes de cada uva para extraer la información de los parámetros de color a^* y b^* en el espacio CIELAB.

Palabras clave: Madurez de la uva, Morfología Digital, Sistema de Visión, Transformada de Hough.

1. Introducción

El color es la primera sensación agradable o desagradable que los consumidores perciben de las frutas, lo cual también afecta el resto de las sensaciones percibidas. Por esta razón, es esencial el poder cuantificar esta primera sensación. Puesto que el color constituye la primera relación establecida entre el producto agrícola y el consumidor mediante la cual se juzga el estado de madurez, es entonces uno de los

parámetros más importantes para tomar la decisión de compra [1]. Por esta razón, monitorear y controlar el estado de madurez antes de la cosecha es una tarea muy importante en la agricultura, debido a que las diferentes etapas que le siguen a la cosecha, tales como el almacenamiento y distribución de mercado determinan la calidad del producto final en términos de satisfacción al cliente [2].

El empleo de sistemas de visión por computadora para analizar imágenes, tiene mucho potencial en tareas

agrícolas automatizadas y su uso se ha incrementado recientemente [3]. Los investigadores en ésta área indican la factibilidad particularmente en el uso de sistemas de visión por computadora para mejorar la calidad de los productos y con ello liberar el recurso humano de las tareas de selección manual de frutos en la industria agrícola [4], lo cual brinda ahorro significativo de mano de obra [5]. Un sistema básico de visión por computadora está integrado por las siguientes etapas: adquisición de imagen, pre-procesamiento, segmentación, extracción de parámetros, clasificación e inspección [6].

La industria vitivinícola es una de las más interesadas en el empleo de sistemas de visión para aumentar la calidad de sus cultivos [7]. Un número cada vez más creciente de productores de vino reconocen las ventajas de entender las características biofísicas y el rendimiento de sus viñedos que conlleven a una mejor administración de sus recursos y toma de decisiones [8].

Los productores de vino, comúnmente tienen una meta para el estado de madurez que desean alcanzar para el vino que producen. Tal meta puede variar, aún dentro de la misma variedad de uva, dependiendo del tipo o estilo de vino deseado [9]. Para la caracterización de la madurez de la uva, se realizan análisis fisicoquímicos, tales como: contenido de azúcar, acidez y pH [10], siendo el contenido de azúcar uno de los parámetros más importantes [11]. Por esta razón, el desarrollo de instrumentos de caracterización que sean más prácticos y no invasivos es muy importante, razones mencionadas anteriormente dieron origen al estudio del cual se deriva el presente artículo.

2. Morfología Digital

El término “morfología” se refiere a la forma y estructura de un objeto. La morfología digital es la manera en que se describe y analiza la forma de un objeto digital [12]. La idea fundamental de la morfología digital es que las imágenes consisten en un conjunto de elementos (píxeles), los cuales se agrupan en dos dimensiones para formar estructuras (formas). Se pueden utilizar operaciones matemáticas sobre conjuntos de píxeles para resaltar aspectos específicos de formas, las cuales pueden ser por ejemplo, contadas o reconocidas [12]. En términos más técnicos, la forma de un objeto es la información acerca de los aspectos geométricos de la superficie de un objeto.

Las formas en nuestro alrededor, pueden ser divididas principalmente en dos categorías: formas de objetos manufacturados y formas de objetos naturales. La razón de esta subdivisión se debe a que las técnicas matemáticas que se utilizan para la descripción de formas

de objetos manufacturados son inadecuadas para las formas de objetos naturales [2].

La descripción de formas es uno de los campos de estudio más utilizados en las áreas de visión por computadora, robótica, reconocimiento y análisis de patrones, procesamiento de imágenes y diseño asistido por computadora. Desafortunadamente, en la mayoría de los modernos desarrollos, las aproximaciones a la descripción de formas son ad hoc a necesidades prácticas [2].

Nuestro concepto de forma implica necesariamente la existencia de un contorno. Al hablar de objetos comunes como una pelota de fútbol o una sandía, estamos implícitamente refiriéndonos al contorno de ese objeto. Típicamente, la segmentación de una imagen involucra métodos automáticos para identificar contornos de objetos y regiones de interés en una imagen.

3. Sistema de Vision Inmerso

Un sistema inmerso es un sistema basado en computadora dentro de un equipo o componente. Por consecuencia, un sistema de este tipo está usualmente diseñado para realizar una tarea específica, o un conjunto pequeño de tareas específicas, usualmente en tiempo real [13]. El crecimiento acelerado en los últimos años en potencia computacional y en capacidad de las tarjetas de memoria flash, asociado con la reducción en tamaño, han hecho de los sistemas inmersos, una opción atractiva para aplicaciones de procesamiento de imágenes [13].

Los sistemas inmersos de visión son dispositivos que no solamente capturan imágenes, sino que además las procesan de acuerdo a los requerimientos de la aplicación. Un requerimiento para la mayoría de estos sistemas es que deben tener un tamaño pequeño y ser de peso ligero. Algunos funcionan con baterías y por lo tanto requieren operar con baja potencia y aún aquellos que no son operados con baterías usualmente tienen un consumo de potencia limitado [13]. La Figura 1 muestra un diagrama a bloques sobre los niveles de procesamiento que se llevan a cabo en un sistema de visión inmerso, de acuerdo a su nivel de complejidad.

Con el empleo de sistemas inmersos de visión en las áreas de agricultura, se obtienen muchas ventajas, tales como clasificación por morfología, detección de defectos y clasificación por variedad y calidad [1]. La Figura 2 muestra el diagrama a bloques de un sistema de visión convencional y un sistema de visión inmerso [14].

Una de las principales restricciones de los sistemas inmersos, es que tienen memoria limitada. Por esta

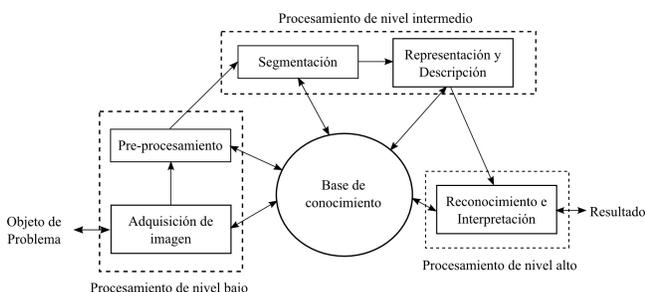


Figura 1. Diagrama a bloques de los diferentes niveles de procesamiento.

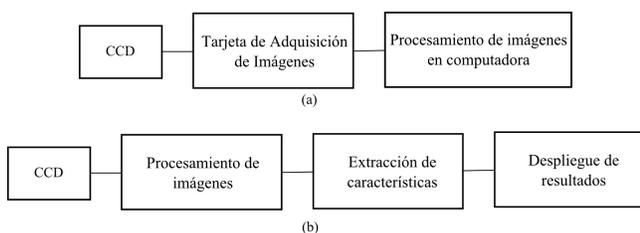


Figura 2. (a) Diagrama a bloques de un sistema de visión convencional. (b) Diagrama a bloques de un sistema de visión inmerso.

razón, los ingenieros de software inmerso han desarrollado habilidades para programar en ambientes con memoria limitada [15]. Usualmente los sistemas en tiempo real, deben ser sistemas inmersos para incrementar la robustez, confiabilidad y reducir costos. Consecuentemente, plataformas basadas en el sistema operativo Linux se han convertido en una opción práctica para los sistemas de visión inmersos [16].

4. Desarrollo del Sistema

El sistema descrito en este trabajo, detecta objetos (uvas) por su morfología mediante la Transformada de Hough. La Transformada de Hough es una herramienta muy robusta que se emplea para extraer bordes rectos, círculos o elipses, en general, cualquier polígono que pueda ser descrito mediante su ecuación paramétrica. La principal utilidad de esta herramienta es localizar, extraer y cuantificar formas aún cuando los bordes estén interrumpidos, incompletos o degradados por ruido en la imagen.

Debido a que la forma de las uvas que se utilizan para elaborar vino es semicircular, se puede aprovechar la Transformada de Hough para círculos. Si un círculo en una imagen puede ser descrito mediante la Ecuación 1, donde (a,b) son las coordenadas del centro del círculo y r es su radio, entonces un punto arbitrario (x_i,y_i) será transformado en el espacio Hough a un cono circular en el espacio de parámetros (a,b,r). Si todos los puntos

pertenecen a un círculo entonces los conos se intersectarán en un simple punto (a,b,r) correspondientes a los parámetros del círculo.

$$(x - a)^2 + (y - b)^2 = r^2 \tag{1}$$

4.1. Hardware

Las aplicaciones inmersas de visión que utilizan microprocesadores o procesadores inmersos, en la mayoría de las veces, adoptan la tecnología ARM (Advanced Risk Machine). Esto tiene muchas ventajas, entre las que se pueden mencionar: bajo costo, bajo consumo de energía, así como suficiente número de periféricos e información abundante sobre diversas aplicaciones de los usuarios. Una de las posibles desventajas en cuanto a la información que se encuentra en Internet, es que la mayoría de las aplicaciones utilizan tecnología ARM para realizar tareas de control, más que para realizar procesamiento de imágenes. Los sistemas inmersos de visión basados en tecnología ARM son usualmente diseñados para propósitos muy particulares, cuyas tareas abarcan la adquisición de imágenes, procesamiento, segmentación, detección de bordes, seguimiento de objetos y posicionamiento [17]. El sistema que se desarrolló en este trabajo, está basado en la plataforma de bajo costo y bajo consumo de potencia Pandaboard ES, con arquitectura OMAP 4460, el cual tiene dos procesadores tipo ARM Cortex-A9 a 1.2 GHz. Cuenta también con 2 entradas de USB para periféricos y salida para monitor HDMI y DVI, además de conexión Ethernet y WiFi, con lo que expande el tipo de aplicaciones. La Figura 3 muestra los periféricos y características con que cuenta la plataforma Pandaboard [18].

4.2. Software

La elección del sistema operativo, así como del software para los sistemas inmersos de visión es un factor crítico para el rendimiento total del sistema. Para este desarrollo se optó por utilizar el sistema operativo Linux, debido que es muy robusto, estable, rápido y de distribución libre, lo cual es muy importante para la reducción de costos de desarrollo.

En conjunto con el sistema operativo Linux, se instalaron las librerías de OpenCV en el sistema, el cual ofrece un amplio rango de funcionalidades para la adquisición y procesamiento de imágenes. OpenCV tiene la ventaja de ser multiplataforma, lo que permite que sus librerías se puedan acceder utilizando aplicaciones con lenguajes basados en C o Python [19]. La Figura 4 muestra de forma esquemática la metodología utilizada

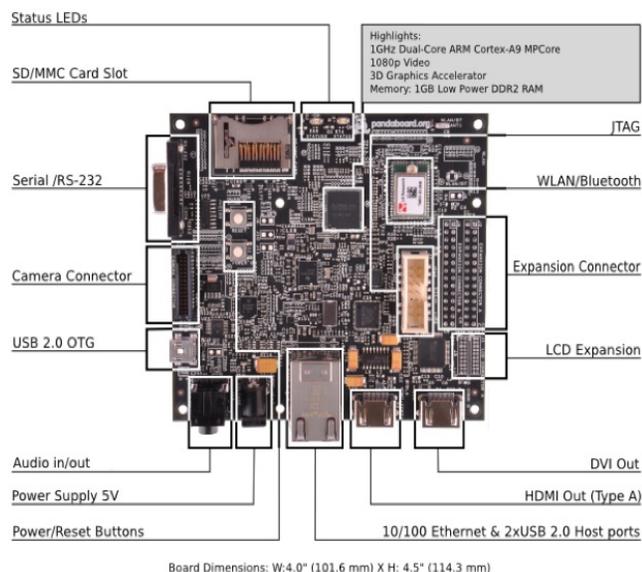


Figura 3. Diagrama a bloques del sistema utilizado.

en el algoritmo de procesamiento de imágenes para el sistema desarrollado.

5. Resultados

Con el sistema descrito, se adquirieron imágenes tanto de racimos completos como de uvas individuales que se utilizan para muestreos de calidad en el laboratorio. La figura 5 muestra la detección de un racimo de uvas, en primer lugar se aplicó un filtrado de tipo Canny (imagen del lado izquierdo) y posteriormente se obtuvieron los centros y radios de los círculos de cada uva aplicando la Transformada de Hough (imagen del lado derecho).

El mismo análisis se aplicó con uvas que fueron muestreadas para pruebas de laboratorio. El procesamiento es más rápido en este caso, debido a la menor cantidad de uvas y su separación bien definida. Finalmente, se utilizó una referencia para poder medir el diámetro de cada uva de forma automática, tal y como se muestra en la Figura 6.

Una vez detectadas las uvas en la imagen, se realiza el proceso de segmentación para cada uva y se extrae el promedio en color de los parámetros a y b para llevar a cabo su análisis. Finalmente, se efectúa el análisis de color también por medio del sistema desarrollado y se almacenan los datos en memoria. Los resultados que despliega el sistema se muestran en la Figura 7, de acuerdo a la cantidad de uvas analizadas.

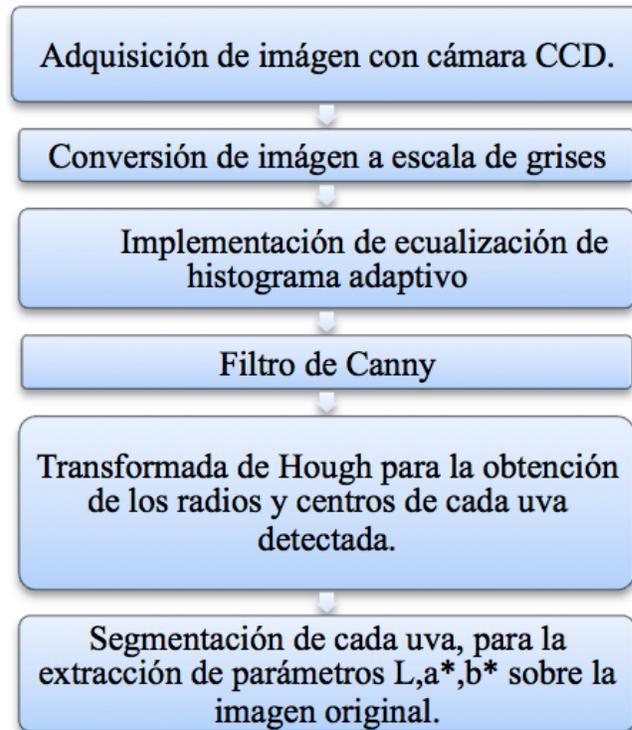


Figura 4. Metodología utilizada.

6. Conclusiones

Se presentó el desarrollo de un sistema inmerso de bajo costo para analizar color en uvas, tanto en racimos como en frutos individuales en el espacio de color CIELAB L, a, b mediante el uso del sistema operativo Linux, librerías de distribución libre como OpenCV y el lenguaje de programación Python, que es de distribución libre también, aún para aplicaciones comerciales. En este sistema, se realizaron los procesos de adquisición de imágenes, segmentación, procesamiento, almacenamiento y despliegue de datos. En ocasiones, entendemos por bajo costo, algún producto con pocas funcionalidades, pero cuando se utilizan recursos libres y robustos se pueden hacer desarrollos muy completos y al alcance de muchas personas que requieren tecnología para acelerar sus procesos productivos.

Referencias

[1] C. Garrido-Novell, D. Pérez-Marin, J. M. Amigo, J. Fernández-Novales, J. E. Guerrero, and A. Garrido-Varo, "Grading and color evolution of apples using RGB and hyperspectral imaging vision cameras", *Journal of Food Engineering*, vol. 113, no. 2, pp. 281-288, Noviembre 2012.

[2] K. Deguchi and P. K. Ghosh, *Mathematics of Shape Description?: A Morphological Approach to Image Processing and Computer Graphics*. Wiley, 2009, p. 4.

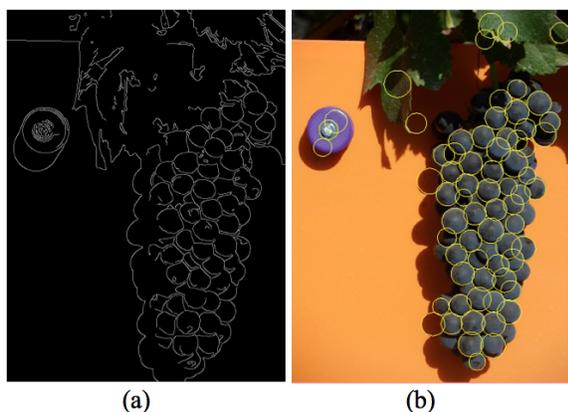


Figura 5. (a) Resultado de aplicar el Filtro de Canny a la imagen del racimo. (b) Círculos detectados con la Transformada de Hough.

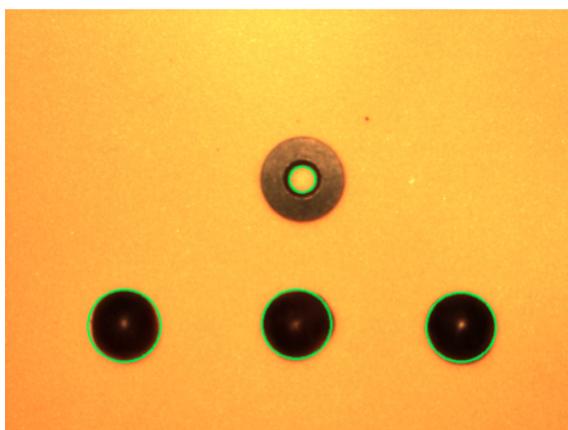


Figura 6. Uvas detectadas en la imagen para posterior segmentación.

Racimo	a_mean			b_mean		
	Uva 1	Uva 2	Uva 3	Uva 1	Uva 2	Uva 3
1	8.15	10.33	5.89	5.96	7.16	5.64
2	6.12	9.58	4.05	5.46	8.02	4.54
3	16.10	7.27	8.03	8.04	6.26	6.13
4	5.72	6.55	5.70	5.35	6.23	5.65
5	6.72	7.71	6.20	5.77	7.06	6.08
6	8.85	6.40	7.70	5.49	5.59	6.24
7	12.79	8.04	6.51	7.22	6.55	5.63
8	7.40	8.82	7.36	6.12	6.76	6.79
9	10.04	12.57	8.95	6.67	7.37	7.57
10	7.29	7.18	7.19	6.97	6.65	6.64
11	5.87	6.61	6.40	5.56	5.86	5.96
12	8.47	14.46	8.37	5.77	9.40	6.64
13	6.42	7.23	5.24	5.55	6.27	5.54
14	7.64	7.24	7.49	6.05	6.26	6.81
15	6.25	7.02	7.23	5.70	6.59	5.99

Figura 7. Resultados de color.

[3] Y. Al Ohali, Computer vision based date fruit grading system: Design and implementation, *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, vol. 23, no. 1, pp. 29-36, 2011.

[4] M. Khojastehnazhand, M. Omid, and A. Tabatabaefar, Development of a lemon sorting system based on color and size, *Plant Science*, vol. 4, no. April, pp. 122-127, 2010.

[5] H. Alimohamadi and A. Ahmadyfard, Detecting Skin Defect of Fruits Using Optimal Gabor Wavelet Filter, 2009 International Conference on Digital Image Processing, pp. 402-406, Marzo 2009.

[6] F. Leta, F. Feliciano, I. de Souza, and E. Cataldo, Discussing Accuracy in an Automatic Measurement System using Computer Vision Techniques, *ABCM Symposium in Mechatronics*, vol. 2, pp. 645-652, 2005.

[7] R. Chamelat, E. Rosso, A. Choksuriwong, C. Rosenberger, H. Laurent, and P. Bro, Grape Detection By Image Processing, 32nd Annual Conference on IEEE Industrial Electronics, Noviembre 2006.

[8] T. Proffitt and R. Bramley, Further developments in Precision Viticulture and the use of spatial information in Australian vineyards, 15 Romeo Bragato Conference, Napier, pp. 20-22, Agosto 2009.

[9] E. Hellman, How to judge grape ripeness before harvest, in

Southwest Regional Vine & Wine Conference, Albuquerque, NM, USA, Febrero 2004.

[10] L. Draghici, G. Rapeanu, and T. Hopulele, Evolution of polyphenolic compounds during maturation of Cabernet Sauvignon grapes from Dealu Mare vineyard, 2011 Ovidius University Press, vol. 22, no. 1, pp. 15-20, 2011.

[11] I. Dami, Determining Time of Harvest?: The Constant Dilemma, *Ohio Grape Wine Electronic Newsletter*, pp. 2-5, Septiembre 2008.

[12] J. R. Parker, *Algorithms for Image Processing and Computer Vision*, Segunda Edición, New Jersey: Wiley, 2010, pp. 111-113.

[13] D. Bailey, *Design for Embedded Image Processing on FPGAs*. New Jersey: Wiley, 2011, p. 12.

[14] N. Ohlsson. (Junio 2013), A Model-Based Approach to Computer Vision and Automatic Control using Matlab Simulink for an Autonomous Indoor Multirotor UAV, Tesis de maestría de la Universidad Chalmers de Suecia. Septiembre 2013. <http://publications.lib.chalmers.se/records/fulltext/179662/179662.pdf>

[15] C. Walls, *Embedded Software: The Works*. Newnes, 2006, p. 3.

[16] I. Johansen and M. Hayes, *Java Software and Embedded Systems*. Nova Science Publishers, Inc., 2010, pp. 213-214.

[17] D. Xu, *EMBEDDED VISUAL SYSTEM AND ITS APPLICATIONS ON ROBOTS*. Bentham Science, 2010, p. 2.

[18] Pandaboard references, Pandaboard Inc, Septiembre de 2013, <http://pandaboard.org/content/resources/references>.

[19] J. Coombs and R. Prabhu, *OpenCV on TIs DSP+ ARM@ platforms: Mitigating the challenges of porting OpenCV to embedded platforms*, Texas Instruments, 2011.