

## PONDERACION DE CALIDAD EN FRUTAS USANDO TECNICAS DE VISIÓN ARTIFICIAL PARA LA ESTIMACION DE DAÑOS

Ledda I. Larcher<sup>a</sup>, Pedro M. Juárez<sup>a</sup>, Ana I Ruggeri<sup>b</sup>, Enrique M. Biasoni<sup>a</sup>, Carlos A. Cattaneo<sup>a</sup> y Gustavo A. Villalba<sup>a</sup>

<sup>a</sup> *Facultad de Agronomía y Agroindustrias, Universidad Nacional de Santiago del Estero, Avenida Belgrano Sud 1912, G 4200ABT Santiago del Estero, Argentina, llarcher@unse.edu.ar, <http://faa.unse.edu.ar>*

<sup>b</sup> *Facultad de Ciencias Exactas y Tecnología, Universidad Nacional de Santiago del Estero, Avenida Belgrano Sud 1912, G 4200ABT Santiago del Estero, Argentina, <http://fce.unse.edu.ar>*

**Palabras clave:** visión artificial, visión por computador, análisis de imagen, inspección automática, manejo postcosecha.

**Resumen.** El desarrollo de técnicas de visión por computador en la inspección de la calidad de los productos agrícolas se debe a la necesidad de encontrar una alternativa a los métodos de inspección manual tradicionales para eliminar el contacto con el producto, aumentar la fiabilidad y objetividad, introducir flexibilidad a las líneas de confección e incrementar la productividad y competitividad de las empresas nacionales.

Uno de los factores que más influye en la calidad y el precio de la fruta fresca es la presencia de defectos en la piel de las frutas, dado que la mayoría de los consumidores asocia calidad con buen aspecto y ausencia total de defectos externos.

Una de las tareas clave es la clasificación de los frutos de acuerdo a requerimientos diversos, como pueden ser tamaño, calibre y color. La inspección es visual y suele ser llevada a cabo por personal experimentado. Se trata, sin embargo, de una tarea repetitiva, propensa a errores, que acarrea perjuicios económicos, pero que pueden ser automatizadas usando técnicas de visión artificial.

En general, los sistemas artificiales de clasificación no sólo pueden sustituir a la inspección manual, sino que también permiten mejorar sus capacidades. El desarrollo de sistemas de este tipo adaptados a nuestra agricultura es fundamental para que nuestras empresas productoras adquieran ventajas competitivas esenciales frente a otros países con menores costes de producción.

Se emplean imágenes de frutas adquiridas mediante una cámara digital, las que se someten a un procesamiento previo para obtener imágenes binarias, que luego son inspeccionadas usando un algoritmo recursivo de etiquetado de componentes conexas previamente desarrollado. Se obtiene así una lista donde constan los píxeles oscuros, los que son considerados defectos. Calculando el área de tales daños, así como el porcentaje respecto del total, es posible automatizar una parte de la clasificación.

## 1 INTRODUCCIÓN

Los sistemas de visión por computador son potentes herramientas para la inspección automática de frutas y verduras. Los objetivos de las aplicaciones típicas de tales sistemas incluyen la clasificación, estimación de la calidad según características externas o internas, el seguimiento de los procesos de la fruta durante el almacenamiento o la evaluación de los tratamientos experimentales. Las capacidades de un sistema de visión por computador van mas allá de la limitada capacidad humana, ya que permiten evaluar a largo plazo los procesos de forma objetiva.

El propósito final de muchos sistemas de inspección basados en visión por computador es el de estimar una o varias características de interés de los productos en un momento determinado y relacionarlos con la calidad que aprecia el consumidor. Otros sistemas están dirigidos a determinar la evolución del producto en el tiempo con el fin de determinar si un particular tratamiento o proceso es válido o no. En la mayoría de estas aplicaciones, el análisis de imágenes se utiliza para evaluar características como color, tamaño, forma, textura o presencia de daños. A continuación se presentan algunas de las recientes investigaciones en visión por computador para la evaluación de la calidad externa de la fruta.

## 2 ESTADO DEL ARTE

De acuerdo a lo recientemente enunciado por Cubero García (2012) y Lorente et al. (2012) y ya mencionado por Sun en 2007, un campo donde el uso de esta tecnología se ha extendido rápidamente es el de la inspección de productos agroalimentarios y en particular en la inspección automática de frutas y verduras. La calidad de una pieza de fruta o verdura, sea fresca o procesada, se define por una serie de características fisicoquímicas que la hacen más o menos atractiva para el consumidor, tales como su grado de madurez, tamaño, peso, forma, color, la presencia de manchas y enfermedades, la presencia o ausencia de pedúnculo, la presencia de semillas, su contenido en azúcar, etcétera. Estas características cubren todos los factores que influyen en la apariencia del producto, y pueden llegar a abarcar cualidades nutricionales y organolépticas o relacionadas con sus propiedades de conservación. La mayoría de estos factores se han evaluado tradicionalmente mediante inspección visual realizada por personal cualificado, pero hoy en día se ha sustituido en su mayor parte por sistemas comerciales de inspección automática basados en visión por computador y análisis de imagen (Du & Sun, 2006).

En los procesos de clasificación manual existe un riesgo relativamente elevado de error humano, ya que las decisiones tomadas por los operarios se ven afectadas por factores psicológicos tales como la fatiga o los hábitos adquiridos. Un estudio llevado a cabo con diferentes variedades de manzanas, donde personal cualificado comparó varios parámetros de forma, tamaño y color, mostró la limitada capacidad humana para reproducir la estimación de la calidad, lo que los autores definen como "inconsistencia" (Miller, 1991; Paulus et al., 1997). La visión por computador está simplificando estos tediosos y subjetivos procesos de control de calidad en la industria.

La presencia de defectos en la piel es uno de los factores que más influencia tiene en la calidad y el precio de la fruta fresca, dado que la mayoría de los consumidores asocian calidad con una buena apariencia y la ausencia total de defectos externos. Por esta razón, las empresas que realizan el empaquetado demandan sistemas capaces de detectar defectos en la piel sin confundirlos con el cáliz ni la cavidad peduncular (Blasco et al., 2007a). La importancia de la detección de defectos y su conexión con la

calidad puede verse en el número de publicaciones relacionadas con sistemas de visión artificial o técnicas de detección de defectos en diferentes frutas como peras (Miller & Delwiche, 1989; Miller & Delwiche, 1991), aceitunas (Diaz et al., 2004), naranjas (Cerruto et al., 1996; Aleixos et al., 2002), patatas (Muir et al., 1982; Al-Mallahi, 2010), pimientos (Shearer & Payne, 1990), frutas de carozo (Singh & Delwiche, 1994), pistachos (Pearson, 1996 y 2000), dátiles (Wulfsohn et al., 1993), guindas (Guyer et al., 1996), y hongos (Heinemann et al., 1994). De igual manera, debido a su importancia económica, se han hecho muchas investigaciones sobre manzanas (Wen & Tao, 1999; Li, Wang, & Gu, 2002; Leemans & Destain, 2004; Bennedsen et al., 2005; Unay & Gosselin, 2006).

En la actualidad, los avances constantes en los procesadores y los costos menores de las computadoras modernas, permiten que se procesen gran cantidad de datos en tiempos cortos. Como consecuencia, se pueden analizar fotos de mayor tamaño usando algoritmos más complejos que permiten la detección de defectos externos trabajando en línea (Diaz et al., 2000). Sin embargo, más allá de la detección de defectos, también para los productores es importante saber los tipos de defectos que afectan a cada fruta, de manera que puedan separar las descompuestas o seriamente dañadas y que deben ser rechazadas, de las que contienen defectos leves que sólo afectan su aspecto y pueden ser comercializadas como de segunda calidad (Blasco & Moltó, 2002). Otro beneficio potencial de conocer el tipo de defecto o enfermedad que afecta a la fruta, permitiría a los productores aplicar tratamientos más acertados, lo cual a su vez, redundaría en beneficios tanto económicos como ambientales.

En este trabajo se muestran resultados alcanzados mediante la implementación de algoritmos que detectan manchas y defectos en imágenes estáticas de frutas en escala de grises, se calcula su tamaño y se indica el porcentaje de fruta defectuosa.

### 3 ALGUNAS CONSIDERACIONES

Para la detección de daños externos en frutas, se toma a cada defecto como una alteración del color. Es decir que es posible distinguir determinados objetos de color diferente en una superficie de color relativamente uniforme.

El reconocimiento de características útiles en objetos de una imagen es una tarea compleja que implica una serie de pasos: la adquisición de la imagen, el pre-procesamiento, la segmentación, la representación y descripción, y finalmente, el reconocimiento e interpretación. Cada uno de estos pasos debe ser realizado cuidadosamente pues posibilitan que los pasos siguientes sean más fáciles y resulten en un mejor resultado final.

El propósito del pre procesamiento es mejorar la calidad de la imagen adquirida, que a menudo está degradada por distorsión y “ruido” en el sistema óptico y/o electrónico del dispositivo de entrada. Los pasos del pre-procesamiento incluyen uno o más de los siguientes: reducción del ruido, corrección geométrica, corrección a niveles de gris y corrección de foco. Generalmente estos pasos se aplican de manera uniforme y son independientes del contexto.

Como lo indica el nombre, la segmentación de imágenes se refiere al proceso de fraccionar (segmentar) una imagen compleja en las partes u objetos que la componen. Es muy importante la aplicación de una segmentación apropiada. Frecuentemente, el primer paso para asegurarse una segmentación exitosa es el control de la uniformidad del fondo (background) de la imagen. En el caso de imágenes monocromáticas, generalmente la segmentación se realiza observando el histograma en escala de grises: un gráfico de barras del número de píxeles a diferentes niveles de gris. Los algoritmos de segmentación se basan en la discontinuidad o similitud de los valores de niveles de

gris. Las discontinuidades indican cambios marcados en el brillo de la imagen como sería entre el fondo y el objeto.

Dado que el color es la percepción natural que usamos para hacer nuestra primera evaluación de la calidad de las frutas, la mayoría de los sistemas de inspección usan esta sola característica para segmentar la imagen (Leemans *et al.*, 1998). Muchos trabajos realizados en este sentido tuvieron éxito en la detección de defectos externos (Leemans, Magein, & Destain, 1999; Blasco *et al.*, 2003) aunque muchos de ellos no distinguen entre tipos diferentes de defectos, como tampoco la confusión entre pedúnculo y cáliz y los defectos verdaderos. En el caso del pedúnculo o cáliz, por lo tanto, se necesita mayor investigación para identificarlos correctamente (Ruiz *et al.*, 1996; Bennedsen *et al.* 2005; Xing *et al.*, 2007; Unay & Gosselin, 2007; Blasco *et al.*, 2007b; Blasco *et al.*, 2009)

Al mismo tiempo, el problema principal de las técnicas basadas en la inspección de píxeles en las imágenes a color está relacionado con la variación natural de color de un producto biológico lo cual complica la detección de objetos con colores cambiantes, como lo son los daños, ya que el mismo tipo de defecto puede presentar colores diferentes en las mismas frutas.

#### 4 DESCRIPCIÓN Y DESARROLLO

Se trabajó utilizando imágenes de peras de las que se fotografiaron sus cuatro caras. No existe una posición fija para las frutas ya que se trabaja como si las mismas estuvieran corriendo sobre la típica cinta de clasificación. Se trabajó con un total de 176 imágenes; una primera sesión de 88 imágenes correspondientes a las 4 caras de 22 frutas de las cuales 2 funcionaron como “testigos” (es decir frutas sin daño). Puesto que las 20 restantes habían sido seleccionadas con diferentes grados de daño, se dejó pasar una semana a la espera que el tiempo acentuara el deterioro –como suele suceder durante la etapa de almacenaje- y se repitió la sesión.

Las imágenes fueron adquiridas usando una cámara Kodak Easyshare M590, montada en un trípode a 77 cm de altura y a 35 cm del objeto a fotografiar, en posición cenital respecto de la escena.

No se realizaron consideraciones respecto del tamaño de la escena, lo que repercutiría en la distancia entre la cámara y la fruta, puesto que trabajaría con imágenes fijas de una sola fruta a la vez.

Se empleó iluminación direccional, una de las más comunes y consistente en colocar la cámara mirando al objeto e iluminándolo en la misma dirección, con un bajo ángulo de incidencia (Figura 1). De este modo la cámara recibe la mayor parte de la luz reflejada por el objeto. Se seleccionaron lámparas incandescentes de 100W y 1800 lumens. El principal inconveniente de la forma de iluminación fue la generación de sombras en objetos poco planos y deslumbramientos que llegan directamente a la cámara como objetos brillantes, como se observan en la figura 2.



Figura 1. Esquema de iluminación utilizada.



Figura 2. Imagen con brillo y sombras no deseadas resultantes de la iluminación

La implementación fue realizada utilizando Matlab y su Image Processing Toolbox (IPT). La plataforma de trabajo fue una PC con procesador Intel Core 2 Quad Q8200 equipada con 2 GB de RAM con sistema operativo de 64 bits.

El sistema está dividido en tres bloques generales: pre-procesamiento, segmentación y, por último, conteo de los daños. [Figura 3.](#)

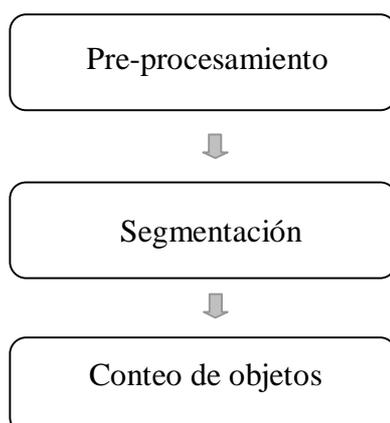


Figura 3. Diagrama de bloques del sistema.

Durante el pre-procesamiento se lee la imagen, obteniéndose una matriz tridimensional donde se guardan respectivamente los valores correspondientes a los

canales rojo, verde y azul (RGB). Se encontró que era posible eliminar el fondo y las sombras dándole el valor 255 (blanco puro) a todas las posiciones para las que los valores del plano rojo superaran el valor 150 y el plano azul superara el valor 100, como se muestra en el siguiente pseudocódigo:

```

Si BandaAzul_Píxel(x,y) > 150 y BandaRoja_Píxel(x,y) > 100 entonces
    ImagenTransformada(x,y) en sus tres bandas = 255
Sino
    ImagenTransformada(x,y) = ImagenOriginal(x,y)
fin

```

A continuación, en la [Figura 4](#) se muestran algunos resultados:



Figura 4. Imágenes resultantes del proceso de extracción de fondo

Cada imagen luego se convierte a escala de grises, se aplica un umbralizado global y se binariza usando un valor de umbral. El algoritmo utilizado para realizar el conteo de los objetos se basa en un algoritmo recursivo de etiquetado de componentes conexas explicado en detalle en [Larcher et al., 2011](#).

Las peras presentan pequeñas manchas de color marrón, llamadas lenticelas, cuya cantidad, color y tamaño son diferentes de acuerdo a la variedad. Con el objetivo que dichas manchas no fueran tomadas como defectos, en primera instancia se procedió a tomar imágenes de áreas que presentarían lenticelas para contarlas y establecer su tamaño máximo, mínimo y promedio. La [figura 5](#) muestra un ejemplo de área con lenticelas en la imagen de origen y la pantalla de trabajo.

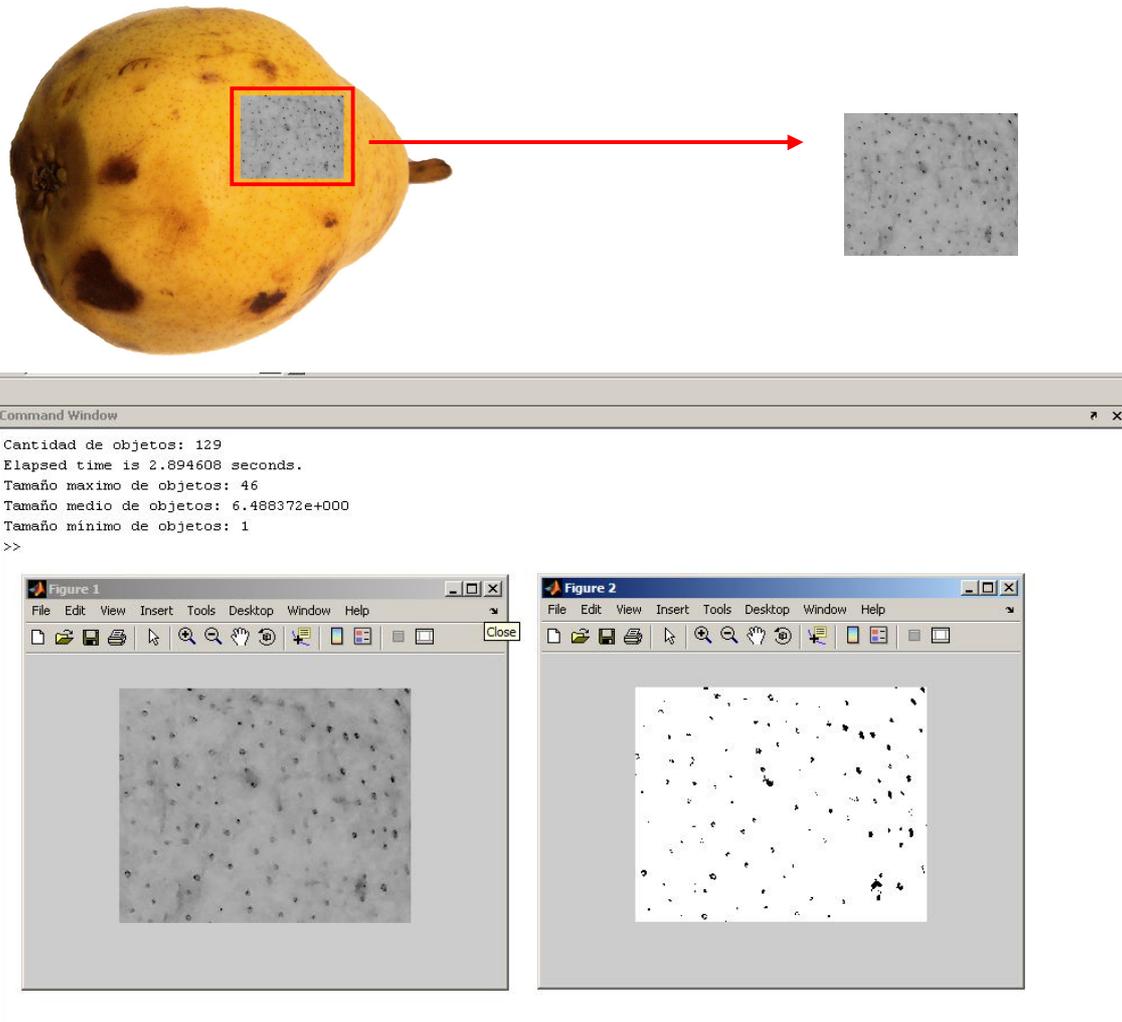


Figura 5. Imagen original, área con lenticelas y pantalla de trabajo donde se muestran los resultados

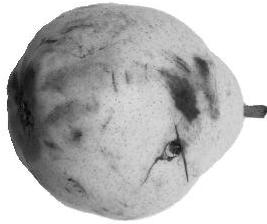
Obtenido el tamaño promedio de las lenticelas luego del procesamiento de diferentes imágenes de las mismas, al procesar las imágenes completas, se tomará este valor para establecer si se trata o no de un daño, como se muestra en el siguiente pseudocódigo:

*Si tamaño\_del\_objeto <= tamaño\_lenticela entonces  
 ignorar\_objeto  
 Sino  
 El objeto corresponde a un daño  
 Fin*

## 5 RESULTADOS

Se muestran algunos de los resultados obtenidos:

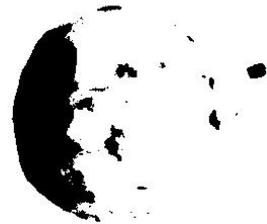
Imagen procesada

Áreas seleccionadas como  
dañadasPorcentaje  
de daño

22,54



20,74



26,32



36,88

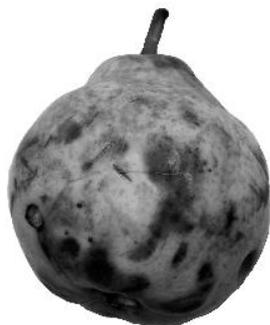
Imagen procesada

Áreas seleccionadas como  
dañadasPorcentaje  
de daño

74,34



75,11



57,69

## 6 CONCLUSIONES

La mecanización y automatización de la recolección de frutas se considera como una de las mejores alternativas para reducir los costes de producción. Por otra parte, la visión por computador es una tecnología de demostrada utilidad para automatizar la inspección de la calidad de frutas y verduras frescas. El empleo de esta tecnología en las centrales hortofrutícolas para inspeccionar de manera automática la calidad de la fruta fresca y clasificarla en categorías permitiría incrementar la productividad y competitividad de las empresas nacionales.

Asimismo, sería de utilidad realizar algún tipo de inspección antes de que la fruta llegue a las centrales, aportando ciertas ventajas como facilitar información para su valoración precisa y posterior tratamiento o prevenir el gasto que supone transportar y procesar fruta que no es comercializable.

En el modelo propuesto, deben realizarse ajustes en la adquisición de las imágenes, de manera de reducir el tiempo empleado en el pre-procesamiento, por ejemplo en la eliminación de brillos y sombras. Además, los resultados son sólo aproximaciones, ya que deben introducirse modificaciones necesarias de manera que el sistema no contabilice como área dañada ni el pedúnculo ni el cáliz de la fruta.

No se considera que el tamaño de las lenticelas (introducido como parámetro) al inicio del proceso de detección influya en la robustez del algoritmo dado que es obtenido de la muestra de frutas a analizar. Sin embargo para que esto sea concluyente se debería procesar fruta proveniente directamente del campo y no de puestos de venta, porque ya existe una clasificación previa.

Puesto que el color es uno de los atributos más importantes en las frutas y verduras, ya que influye directamente en la decisión de los consumidores para aceptar o rechazar un determinado producto, se espera poder extender los algoritmos para trabajar con imágenes de este tipo.

## REFERENCIAS

- Al-Mallahi A, Kataoka T, Okamoto H, Shibata Y. Detection of potato tubers using an ultraviolet imaging-based machine vision system. *Biosystems Engineering*, 105(2), 257-265. 2010
- Aleixos N, Blasco J, Navarrón F, Moltó E. Multispectral inspection of citrus in real-time using machine vision and digital signal processors. *Computers and Electronics in Agriculture*, 33(2), 121-137. 2002.
- Bennedsen BS, Peterson DL, Tabb A. Identifying defects in images of rotating apples. *Computers and Electronics in Agriculture*, 48, 92-102. 2005.
- Blasco, J., & Moltó, E. Identification of defects in citrus skin using multispectral imaging. In: *International conference on agricultural engineering, AgEng 02, EurAgEng Paper No. 02-AE-031*, Budapest, Hungary, 2002.
- Blasco J, Aleixos N, Moltó E. Machine vision system for automatic quality grading of fruit. *Biosystems Engineering*, 85(4), 415-423. 2003.
- Blasco, J., Aleixos, N., Gómez, J. and Moltó, E. Citrus sorting by identification of the most common defects using multispectral computer vision. *Journal of Food Engineering* 83:384-393, 2007a.
- Blasco J, Aleixos N, Moltó E. Computer vision detection of peel defects in citrus by means of a region oriented segmentation algorithm. *Journal of Food Engineering*, 81(3), 535-543. 2007b.
- Blasco J, Aleixos N, Gómez-Sanchis J, Moltó E. Recognition and classification of external skin damage in citrus fruits using multispectral data and morphological features. *Biosystems Engineering*, 103, 137-145. 2009.
- Cerruto, E., Failla, S., & Schillaci, G. Identification of blemishes on oranges. In: *International conference on agricultural engineering, AgEng 96, EurAgEng Paper No. 96F-017*, Madrid, Spain, 1996.
- Cubero García, S. Diseño e implementación de nuevas tecnologías basadas en visión artificial para la inspección no destructiva de la calidad de fruta en campo y mínimamente procesada. Tesis doctoral. Universitat Politècnica de Valencia. 2012. Disponible en [riunet.upv.es/handle/10251/15999](http://riunet.upv.es/handle/10251/15999)
- Diaz, R., Faus, G., Blasco, M., Blasco, J., & Moltó, E. The application of a fast algorithm for the classification of olives by machine vision. *Food Research International*, 33, 305-309, 2000.

- Diaz, R., Gil, L., Serrano, C., Blasco, M., Moltó, E., & Blasco, J. Comparison of three algorithms in the classification of table olives by means of computer vision. *Journal of Food Engineering*, 61(1), 101–107, 2004.
- Du C-J, Sun D-W. Learning techniques used in computer vision for food quality evaluation: a review. *Journal of Food Engineering*, 72, 39–55. 2006.
- Guyer, D., Uthaisombut, P., & Stockman, G. Tissue reflectance and machine vision for automated sweet cherry sorting. In: *Proceedings of the SPIE, optics in agriculture, forestry, and biological processing II*. Vol. 2907 (pp. 152–165), Boston, USA, 1996.
- Heinemann, P. H., Hughes, R., Morrow, C. T., Sommer, H. J., Beelman, H. J., & West, P. J. Grading of mushrooms using a machine vision system. *Transactions of the ASAE*, 37(5), 1671–1677. 1994.
- Larcher LI., Biasoni EM, Cattaneo CA, Ruggeri AI, Herrera AC. Algoritmo para detección de bordes y ulterior determinación de objetos en imágenes digitales. *Mecánica Computacional Vol XXX*, 2841-2852. 2011.
- Leemans, V., Magein, H., & Destain, M. F. Defects segmentation on Golden Delicious apples by using colour machine vision. *Computers and Electronics in Agriculture*, 20, 117–130. 1998.
- Leemans, V., Magein, H. & Destain, M.F. Defect segmentation on ‘Fuji’ apples using colour vision and a Bayesian classification. *Computers and Electronics in Agriculture* Vol. 23 Pag. 43–53, 1999.
- Leemans, V., & Destain, M. F. A real-time grading method of apples based on features extracted from defects. *Journal of Food Engineering*, 61(1), 83-89, 2004.
- Li, Q., Wang, M., & Gu, W. Computer vision based system for apple surface defect detection. *Computers and Electronics in Agriculture*, 36(2), 215-223. 2002.
- Lorente D, Aleixos N, Gómez-Sanchis J, Cubero S, García-Navarrete OL, Blasco J. Recent advances and applications of hyperspectral imaging for fruit and vegetable quality assessment. *Food and Bioprocess Technology* (aceptado). DOI: 10.1007/s11947-011-0725-1. 2012.
- Miller, KJ. Attaining and maintaining human performance in quality grading of horticultural produce. *Postharvest News and Information*, 2(2), 85-89. 1991.
- Miller, MK., Delwiche, M.J., 1989. A colour vision system for peach grading. *Transaction of the ASAE* 32 (4), 1484\_1490. 1989.
- Miller, MK, & Delwiche, M. J. Peach defect detection with machine vision. *Transactions of the ASAE*, 34(6), 2588–2597, 1991b.
- Muir, A. Y., Porteus, R. L., & Wastie, R. L. Experiments in the detection of incipient diseases in potato tubers by optical methods. *Journal of Agricultural Engineering Research*, 27, 131–138, 1982.
- Paulus I, De Busscher R, Schrevens E. Use of image analysis to investigate human quality classification of apples. *Journal Agricultural Engineering Research*, 68,341-53. 1997
- Pearson, T. C., & Slaughter, D. C. Machine vision detection of early split pistachio nuts. *Transactions of the ASAE*, 39(3), 1203–1207. 1996.
- Pearson, T., & Toyofuku, N. Automated sorting of pistachio nuts with closed shells. *Applied Engineering in Agriculture*, 16(1), 91–94. 2000.
- Ruiz LA, Moltó E, Juste F, Plá F, Valiente R. Location and characterization of the stem-calyx area on oranges by computer vision. *Journal of Agricultural Engineering Research*, 64, 165-172. 1996

- Shearer, S. A., & Payne, F. A. Color and defect sorting of bell peppers using machine vision. *Transactions of the ASAE*, 33(6), 2045–2050, 1990.
- Singh, N., & Delwiche, M. J. Machine vision methods for defect sorting stonefruit. *Transactions of the ASAE*, 37(6), 1989–1997. 1994.
- Sun D-W (ed). *Computer vision technology for food quality evaluation*. Academic Press, Elsevier Science, London, UK. 2007.
- Unay D, Gosselin B. Automatic defect segmentation of 'Jonagold' apples on multi-spectral images: A comparative study. *Postharvest Biology and Technology*, 42(3), 271–279. 2006.
- Unay D, Gosselin B. Stem and calyx recognition on 'Jonagold' apples by pattern recognition. *Journal of Food Engineering*, 78, 597–605. 2007.
- Wen, Z., & Tao, Y. Building rule-based machine vision system for defect inspection on apple sorting and packing lines. *Expert Systems with Applications*, 16, 307–313, 1999.
- Wulfsohn, D., Sarig, Y., & Algazi, R. V. Defect sorting of dry dates by image analysis. *Canadian Agricultural Engineering*, 35(2), 133–139, 1993.
- Xing J, Jancsó P, De Baerdemaeker J. Stem-end/calyx identification on apples using contour analysis in multispectral images. *Biosystems Engineering*, 96(2), 231– 237. 2007.