

# Detección de la enfermedad “Fish Eye” en aceitunas utilizando Procesamiento Gráfico

Fredy Carranza-Athó <sup>12</sup>

Nils Murrugarra Llerena <sup>12</sup>

<sup>1</sup> Sociedad de Estudiantes de Ciencia de la Computación

<sup>2</sup>Universidad Nacional de Trujillo

ededc@seccperu.org, nils@seccperu.org

## Resumen

*El presente trabajo propone desarrollar un algoritmo para detectar una enfermedad relativa a las aceitunas llamada “Fish Eye”. Nos hemos basado en la detección de bordes así como también en la segmentación adecuada considerando distintos casos de ubicación de los frutos. Identificamos propiamente cada fruto para realizar comparaciones entre el porcentaje de área infectada y el área sana. Llegamos a determinar a través de los resultados, ratios de error bajos; considerando el umbral que se logró establecer en la experimentación.*

## 1. Introducción

En una empresa de producción, en cualquier fábrica o centro de manufactura normalmente se encuentran personas encargadas de verificar la calidad del producto. Clasificar acorde si tiene el grado en el que un conjunto de características inherentes cumple con los requisitos exigidos. Supervisar este grado es denominado como control de calidad. (International Organization for Standardization, 2003)

El crecimiento de la exportación ha generado que el control de calidad sea mucho más riguroso y sea aplicado a casi todo tipo de producto. Las aceitunas, un producto de exportación, está también bajo control de calidad, que por el momento se realiza a través de seres humanos. Nuestra motivación está en desarrollar un software capaz de determinar si una aceituna tiene buena calidad o no.

Para supervisar la calidad de las aceitunas es necesario detectar si éstas poseen algún tipo de enfermedades. Nos basamos en la información proporcionada por Chalco Eirl(Chalco Eirl, 2007) y Nobex S.A.(Nobex S A, 2007), donde se identificó claramente como una enfermedad típica al Fish Eye(Ver Figura 1).

El presente trabajo se basará en la identificación del Fish Eye en las aceitunas a través de binarización, detección de bordes, segmentación y comparación de valores de modo difuso.

El paper esta estructurado de la siguiente manera, en la sección subsiguiente se presentan trabajos previos; prosiguiendo la sección tres comenta la enfermedad Fish Eye y los pasos de nuestro algoritmo. La sección cuatro contendrá cuadros reportando resultados. La sección cinco muestra la discusión de la información obtenida. Presentamos nuestras conclusiones en la sección seis.

## 2. Trabajos Previos

Existen artículos relacionados a la detección de enfermedades y control de calidad en vegetales como manzanas (Woodford et al., 1999) (Vaysse et al., 2005), zanahorias (Centro de Investigaciones en Óptica, 2005), frutos de palmas aceiteras (Choong et al., 2006) así como alimentos enlatados (Pajares, 2002). Las técnicas empleadas para determinar los defectos en los frutos que se utilizan son diversos yendo desde el uso de waveletes (Woodford et al., 1999), o reconocimiento de formas y bordes en (Jiménez et al., 1999). Los métodos para la obtención de las imágenes también son múltiples, los casos más comunes son las fotografías (Choong et al., 2006), (Kondou et al., 1998), pasando por rayos x (Kriger et al., 2004) hasta obtención de imágenes tridimensionales como los propuestos en (Jain and Flynn, 1993).

En el ámbito nacional no tenemos referencia de ningún trabajo realizado en este tópico. Sin embargo, existe en el mercado el sistema "OPTISCAN II" (Optiscan II, 2002), el cual es capaz de determinar ciertos problemas respecto a cualquier tipo de fruta tales como golpes, pudrimiento, manchas, insolaciones, etc. En el caso de las aceitunas detectaría los hundimientos o cortes.

OptiScan requiere como entrada imágenes individuales de frutos, es decir en una imagen debe considerarse que solo exista un fruto. Requiere de cierto factor humano considerable para la elección y recorte manual cuando existen múltiples frutos en una sola imagen.

## 3. Detección del Fish Eye

Antes de iniciar con el algoritmo utilizado veamos una foto para comparar una aceituna normal con una aceituna que tiene Fish Eye, lo cual podemos apreciar en la Figura 1.



Figura 1: Aceituna en buen estado (izquierda) y aceituna con Fish Eye(derecha)

El procedimiento a seguir tendrá como objetivo identificar qué aceitunas están infectadas, es por ello que los pasos subsiguientes estarán centrados en identificar cada una de las aceitunas y su respectivo estado.

Debemos considerar ciertas características propias de la aceituna infectada. Como se observa en la Figura 1 (derecha), la aceituna enferma presenta gran cantidad de hendiduras o cortes, ello nos facilitará la aplicación de un detector de bordes para identificar dichos

cortes. El detector de bordes que más se ajustaba a nuestras necesidades es el Laplaciano Gaussiano(Log). Por sus características nos permite limpiar a la foto de cualquier ruido imprevisto y además evita que los cambios muy tenues sean detectados (Fisher et al., 1994). Es menester dejar sin reconocer los cambios tenues debido que son producto del reflejo de la luz en su superficie curva. Toda la información relativa a los bordes es almacenada en una matriz que denominaremos *matriz de bordes*. Ver Figura 2.

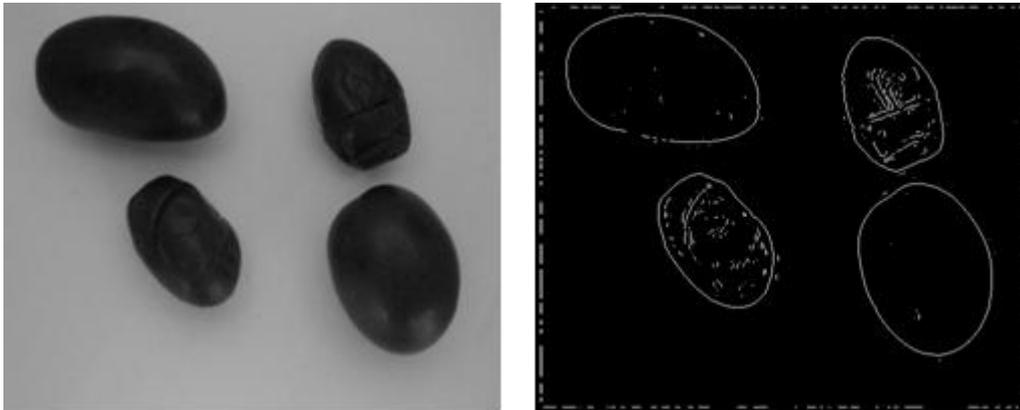


Figura 2: Aceitunas en sanas e infectadas (izquierda) y matriz de bordes (derecha)

A continuación, necesitamos extraer individualmente cada aceituna para analizarla por separado, ya que en conjunto no obtendríamos resultados adecuados. Para ello binarizaremos la imagen por binarización local o adaptativa(Fisher et al., 1994). Consistirá en determinar umbrales locales para bloques individuales de la imagen con el objetivo de evitar colocar a las sombras como parte de los frutos, una binarización que considere parámetros globales para determinar el umbral estará propenso a detectar objetos no deseados(Shobha et al., 2006), (Sezgin and Sankur, 2004). Utilizaremos la binarización propuesta por (Trier and Jain, 1995) ya nos permitirá ajustar valores locales para el umbral.

Estamos considerando objetos en la imagen que de por sí son colores grises tendientes a negros. Así pues la luz producirá pequeños destellos blancos que finalmente después de binarizar serán identificados como fondo de la imagen. En efecto, dentro de algunas aceitunas se mostrarán pequeños orificios. Para solucionar este problema usaremos una función de llenado de agujeros(ver Figura 5)(Landini, 2005).

El proceso de control de calidad considerará tanto a frutos que se encuentren separados y juntos unos con otros. El proceso de binarización identificará a las aceitunas que estén en contacto como un solo objeto. Para ello utilizaremos una segmentación Watershed(ver Figura 5) (Beucher and Lantéjoul, 1979). A través de la implementación propuesta por (Vincent and Soille, 1991) es que podremos separar los frutos. Se debe considerar ciertamente que todos los frutos estarán al mismo nivel y no solapándose uno encima del otro, restricción que nos permitirá evitar que la desventaja de no poder separar definitivamente los objetos. Una desventaja muy fuerte del método es que tiende a generar objetos nuevos en la imagen, como lo menciona (Russ, 1995). Sin embargo, proponemos la siguiente solución ante ello, la cual consiste en eliminar de modo automático aquellos objetos que presenten áreas menores o mayores a las

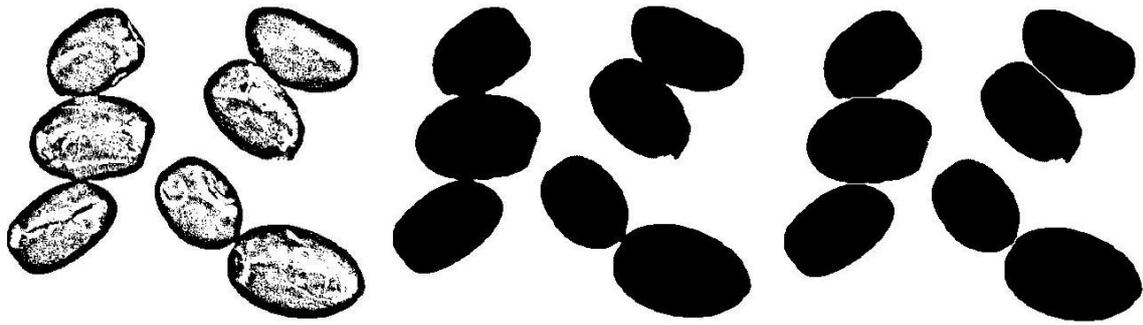


Figura 3: Imagen binarizada localmente(izquierda). Huecos llenos(centro). Aplicación de la Segmentación(Derecha)

comunes para una aceituna normal, como el ejemplo citado por (Russ, 1999). Podemos arbitrariamente establecer esto debido a que los objetos que aparecen de modo extraño, son todos generados por casos donde los frutos encierran áreas y la binarización las establece como uno solo objeto. Todos aquellos cuerpos extraños generados, por cierto serán parte del fondo de la imagen los cuales en el pero de los casos sean identificados como aceitunas, serán reportados como que no enfermas.

El siguiente paso consiste en identificar los objetos en la imagen. Hemos utilizado una combinación de dos algoritmos, el algoritmo Following Border 4-Neighbor o FB4(Chang and Saavedra, 2001) para determinar los bordes de las aceitunas y el algoritmo de componentes conexas(Chang and Saavedra, 2001) para identificar cada aceituna con un determinado valor. Necesitamos nuevamente extraer los bordes, pero en esta oportunidad será de una manera más precisa tomando en cuenta que los únicos objetos presentes son las aceitunas. El algoritmo de las componentes conexas nos facilitará, en base a los bordes obtenidos, determinar todos los píxeles contenidos en ellos. Al terminar este proceso, el algoritmo de componentes conexas nos arrojará una matriz que contendrá números identificatorios para cada objeto; es decir, el conjunto de píxeles que compongan a una aceituna serán numerados con un identificador. A esta matriz la denominados *matriz conexa*. Ver Figura 4.

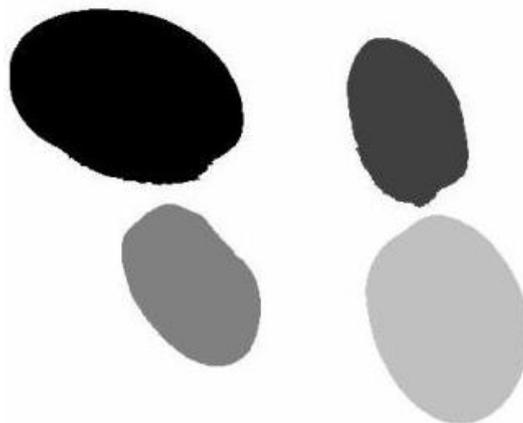


Figura 4: Matriz Conexa, identificando todos lo objetos en la imagen.

Como siguiente paso debemos extraer cada una de las aceitunas en una imagen separada (ver Figura 5). Una vez hecho esto, procedemos a calcular el área de cada aceituna, extrayendo datos de la *matriz conexa*, y además dada dicha aceituna, contabilizamos el área recubierta en ella por los píxeles que identifiquen cortes, en la *matriz de bordes*. Obtenidos estos dos datos, determinamos el porcentaje de píxeles que representan a cortes dentro de cada aceituna. El valor del porcentaje tenido en cuenta para evaluar si una aceituna tiene la enfermedad o no es de un 2.7 % en el caso de Iluminación Controlada, y para el caso contrario el umbral fue de 3.9 %. Dichos porcentajes representan la cantidad del cuerpo infectado que se detectó a través del método antes mencionado. Además, los porcentajes fueron obtenidos mediante el cálculo de promedios de figuras proporcionadas a un especialista, quién evaluó si la aceituna estaba con Fish Eye o no.



Figura 5: Aceitunas individualmente identificadas.

En el siguiente algoritmo describimos cual es el procedimiento por el cual, a través de los pasos anteriores logramos la identificación del porcentaje infectado en la aceituna.

---

**Algoritmo 1** Porcentaje Infección (*im*)

---

**Requiere:** Imagen en escala de grises con  $n$  aceitunas como objetos: matriz  $im$

**Asegurar:** Porcentaje de cortes para cada una de las aceitunas: arreglo  $P$

$imBin \leftarrow \text{binarizar}(im)$

$matrizBordes \leftarrow \text{laplacianoGaussiano}(im)$

$matrizConexa \leftarrow \text{componentesConexa}(imBin)$

**para**  $i \neq n$  **hacer**

$aceituna \leftarrow \text{extraerAceituna}(i, matrizConexa)$

$tamanhoAceituna \leftarrow \text{calcularTamanhoAceituna}(aceituna)$

$tamanhoBorde \leftarrow \text{calcularTamanhoBorde}(i, matrizBorde)$

$P(i) \leftarrow (tamanhoBorde / tamanhoAceituna) * 100$

**fin para**

---

Al trabajar con la clasificación siempre queda un margen de incertidumbre el cual el factor humano se encarga de cubrir. Para ello es necesario identificar qué aceitunas poseen cierto grado de posible infección. Para lograr nuestro cometido tomamos conceptos de Lógica Difusa (Escolano et al., 2003) que nos permitirán brindar valores numéricos acerca del estado de las aceitunas.

Esto lo realizamos gracias a la una Función Gamma Discreta que la representamos en la Figura 6. La función mencionada permitirá que el operario tenga un dato sobre la posibilidad de que determinada aceituna este infectada o no. Sin embargo, si se desea establecer un proceso

totalmente automatizado, es necesario determinar un umbral para los valores que arroje la Función Gamma. A partir de ese nuevo umbral se decidirá si una aceituna acorde al valor obtenido por la función de pertenencia, está enferma o sana; no quedando posibilidad a que intervenga el operario.

En nuestro caso el umbral fue determinado por el método de prueba y error, ya que acoplamos el valor del umbral hasta que este sea conforme con los resultados obtenidos por el experto humano.

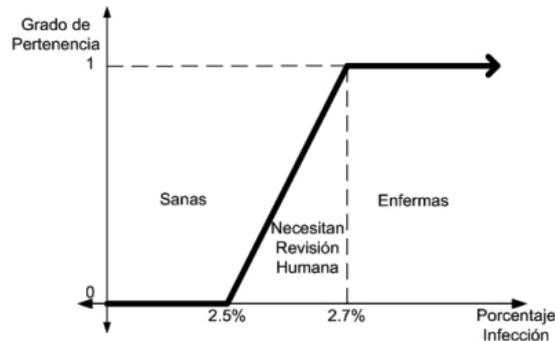


Figura 6: Gráfico representativo para la clasificación.

#### 4. Experimentos y Resultados

Para la prueba de nuestro método tomamos como muestra un total de cien fotos de 500 \* 400 píxeles considerando la combinación de aceitunas en buen estado y aceitunas infectadas. El número de aceitunas en las fotos es variable, considerando todas las combinaciones posibles entre sanas y/o infectadas, separadas y/o juntas.

Las fotos tomadas a las aceitunas fueron realizadas en dos tipos de ambientes. El primero fue en ambientes con condiciones controladas de iluminación (Iluminación Controlada) y el otro en condiciones donde la iluminación tenía varias fuentes y proporcionaba mucho brillo a los objetos (Iluminación No Controlada), además de una sombra que brindaba la apariencia de que dos objetos eran uno solo. Vale mencionar que la iluminación es tan oscura o tan iluminada como para poder distinguir visualmente a las aceitunas y sus características. El parámetro de iluminación es considerado importante, esto afecta a su vez a la elección de la cámara como lo muestra (Juste and Sevilla, 1991). En los casos donde se utilizan láser la precisión y parámetros de iluminación son dejados de lado como el caso de (Benady and Miles, 1992).

Separamos en dos grupos cada uno de cincuenta imágenes para cada condición de iluminación. Para medir nuestros resultados, tomamos en consideración la cantidad de aceitunas que el experto determinó como infectadas y los datos numéricos que el método arroja. Además es necesario medir a cuanto asciende los ratios de error en base a la comparación de los parámetros mencionados. En los siguientes Cuadros 1 y 2 expresamos nuestros resultados obtenidos en los diferentes ambientes.

Iluminación No Controlada	
Número de Aceitunas	106
Número de Aceitunas Enfermas Reales	41
Número de Aceitunas Sanas Reales	65
Número de Aceitunas Enfermas Detectadas	37
Número de Aceitunas Sanas Detectadas	67
<hr/>	
Ratio Falsa Aceptación	9.76 %
Ratio Falso Rechazo	3.08 %

Cuadro 1: Resultados en Iluminación No Controlada.

Iluminación Controlada	
Número de Aceitunas	106
Número de Aceitunas Enfermas Reales	41
Número de Aceitunas Sanas Reales	65
Número de Aceitunas Enfermas Detectadas	42
Número de Aceitunas Sanas Detectadas	62
<hr/>	
Ratio Falsa Aceptación	1.54 %
Ratio Falso Rechazo	1.24 %

Cuadro 2: Resultados en Iluminación Controlada.

## 5. Discusión de los Experimentos

De los experimentos realizados podemos apreciar que en los resultados de Iluminación No Controlada son más propensos a fallas por los porcentajes arrojados. Sin embargo, el método al ser implantado en la realidad, siendo lo más factible en una distribuidora o planta de almacenamiento, deberá de cubrir los requisitos de contar con una iluminación controlada.

Por otro lado se observa los ratios arrojados por las imágenes en situaciones controladas son menores que los obtenidos en situaciones no controladas. Como dato más resaltante se identifica la variación del ratio de falsa aceptación que ha descendido en un 75 por ciento. La variación sufrida netamente se debe a que las mejores condiciones de iluminación han favorecido a los procedimientos de identificación y segmentación.

Naturalmente el proceso de identificación de una aceituna propiamente dicha no se ha evaluado y dado ello es que existen resultados erróneos así como por la iluminación. Para la identificación correcta anticipamos la aplicación de la Transformada de Hough, la cual presentó buenos resultados en (Benady and Miles, 1992), (Duda and Hart, 1972).

## 6. Conclusiones

Como conclusión obtenida del trabajo realizado podemos aseverar que el método presenta una eficiencia muy alta, ya que la identificación presenta ratios de error muy bajos.

Además podemos considerar el beneficio de la determinación de la enfermedad, ya que permite con una exactitud considerable, determinar de manera automática defectos en las aceitunas.

Una ventaja con respecto a OptiScan II, consta en los requerimientos de entrada para nuestro método. La imagen ingresada puede contener múltiples aceitunas, frente a OptiScan que requiere que cada imagen ingresada contenga uno y solo un fruto.

Como cuestión futura se considera implementar adicionalmente un método de identificación para otro tipo de enfermedades o plagas que atacan a las aceitunas. Así mismo, procesar los frutos de manera completa desde su identificación, clasificación y respectivo control.

## Referencias

- Benady, M. and Miles, G. (1992). Locating melons for robotic harvesting using structured light. *International Summer Meeting sponsored by the American Society of Agricultural Engineers*.
- Beucher, S. and Lantéjoul, C. (1979). Use of watersheds in contour detection. *Proc. Int. Workshop Image Process.*
- Centro de Investigaciones en Óptica (2005). V simposio, la óptica en la industria. <http://www.simet.gob.mx/optica/SharedDocuments/OTCIOVSOI.pdf>.
- Chalco Eirl (2007). Compañía en la producción, procesamiento y distribución de aceitunas.
- Chang, V. and Saavedra, J. (2001). Métodos alternativos para el mejoramiento automático del contraste de imágenes. *Escuela Académico Profesional de Informática, Universidad Nacional de Trujillo*.
- Choong, T. S., Abbas, S., Shariff, A. R., Halim, R., Ismail, M. H. S., Yunus, R., Ali, S., and Ahmadun, F.-R. (2006). Digital image processing of palm oil fruits. *International Journal of Food Engineering*. 2,2.
- Duda, R. and Hart, P. (1972). Use of the hough transformation to detect lines and curves in pictures. *Communications of the ACM*. 15, 11-15.
- Escolano, F., Cazorla, M., Alfonso, I., Comina, O., and Lozano, M. (2003). *Inteligencia Artificial Modelos, Técnicas y Áreas de Aplicación*. Ed. Thompson.
- Fisher, B., Perkins, S., Ashley, Walker, and Wolfart, E. (1994). Hypermedia image processing reference. <http://www.cee.hw.ac.uk/hipr>.
- International Organization for Standardization (2003). *ISO Standards Compendium: Quality Management*. Prentice Hall.
- Jain, A. and Flynn, P. (1993). *Three-Dimensional Object Recognition Systems*. Elsevier Science.
- Jiménez, A., Jain, A., Ceres, R., and Pons, J. (1999). Automatic fruit recognition: A survey and new results using range/attenuation images. *Pattern Recognition*. 32, 10.
- Juste, F. and Sevilla, F. (1991). Citrus: A european project to study the robotic harvesting of oranges. *Proceedings, 3rd Int. Symp. Fruit, Nut and Vegetable Harvesting Mechanization, Denmark-Sweden-Norway*, 331-338.
- Kondou, H., Itou, H., Ishikawa, H., Motonaga, Y., Hashimoto, A., and Kameoka, T. (1998). Color chart for fruits of grape "aki queen" by digital image processing. *The Asian Federation for Information Technology in Agriculture*.
- Krger, C., Bartle, C., West, J., and Tran, V.-H. (2004). Digital x-ray imaging and image processing for object detection in closed containers. *Proceeding Computer Graphics and Imaging*.

- Landini, G. (2005). Imagej, fill-holes. <http://rsb.info.nih.gov/ij/>.
- Nobex S A (2007). Compañía en la producción, procesamiento y distribución de aceitunas. <http://www.agronobex.com/>.
- Optiscan II (2002). Sistema de visión óptica para control de calidad en frutas. <http://www.mafroda.com/site-sPIP-es/IMG/pdf/OPTISCAN-II ESP.pdf>.
- Pajares, G. (2002). Aplicaciones industriales de la visión por computador. Universidad Complutense de Madrid, Departamento de Arquitectura de Computadores y Automática.
- Russ, J. C. (1995). Segmenting touching hollow features. *J. Comput. Assist. Microsc.* 7(4).
- Russ, J. C. (1999). *The Image Processing Handbook*. CRC Press LLC, 3rd Edition.
- Sezgin, M. and Sankur, B. (2004). Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation. *Journal of Electronic Imaging.* 13, 1.
- Shobha, G., Krishna, M., and Sharma, S. (2006). Development of palmprint verification system using biometrics. *Journal of Software.* 17, 8.
- Trier, O. and Jain, A. (1995). Goal-directed evaluation of binarization methods. *IEEE Trans. PAMI*, 17, 1191-1201.
- Vaysse, P., Grenier, G., Lavialle, O., Henry, G., Khay-Ibbat, S., Germain, C., and Costa, J. D. (2005). Image processing as a tool for quality assessment of fruits in bulk shipping bins. *Information and Technology for Sustainable Fruit and Vegetable Production, Frutic.*
- Vincent, L. and Soille, P. (1991). Watersheds in digital spaces: an efficient algorithm based on immersion simulations. *IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell.* 13, 6.
- Woodford, B. J., Kasabov, N. K., and Wearing, C. H. (1999). Fruit image analysis using wavelets. *Department of Information Science, University of Otago.*