

DETERMINACIÓN AUTOMÁTICA DE CARACTERÍSTICAS FÍSICAS DE MANZANA, PARA EVALUAR SU CALIDAD MEDIANTE VISIÓN ARTIFICIAL.

Cesar Eduardo Aragón Guerrero, Francisco Javier Godínez García, José Antonio Martínez Rivera, Rubén Guerrero Rivera, Eduardo Gamero Inda
Instituto Tecnológico de Durango.
Blvd. Felipe Pescador # 1830 ote Colonia Nueva Vizcaya
C.P. 34080 Durango, Dgo.
cesaragon24@hotmail.com, fgodinez@itdurango.edu.mx

RESUMEN

Se presentan los algoritmos para la clasificación por grado de madurez de la manzana Red delicious. el proceso de clasificación incluye un preprocesamiento de la imagen para mejorar el contraste de la imagen del objeto a reconocer [1] El algoritmo de clasificación fue probado satisfactoriamente en tiempo real y los resultados preliminares muestran una tasa del 87% de reconocimiento de defectos en 8 clases de manzanas.

1. INTRODUCCIÓN

En la actualidad las técnicas de procesamiento digital de imágenes han tenido grandes avances, dando un enfoque particular a estas técnicas en la industria alimentaria, específicamente para la determinación de la calidad de frutas, tales como: la detección de plagas, grado de madurez y otros tipos de daños [1]. El procesamiento digital de imágenes se ha aplicado con éxito en un amplio rango de procesos, siendo uno de ellos utilizado para la clasificación de manzanas.

Estudios realizados por Leemans Magein[3,4], aplicando el modelo de distribución de Bayes con información obtenida mediante visión determina un 73 % de defectos en manzanas Golden Delicious y Fuji; Unay [2] tiene una tasa de reconocimientos del 90% mediante la clasificación de píxeles a través de una red neuronal backpropagation.

2. DESARROLLO

Las etapas de desarrollo del sistema son las siguientes: selección del tipo de iluminación, preprocesamiento de la imagen, extracción de características y diseño del clasificador difuso.

2.1. Selección del tipo de iluminación

En esta etapa se determinó que la iluminación más adecuada para evitar el brillo de la superficie de la manzana y así obtener una buena definición de esta, es una iluminación mediante luz fluorescente frontal como se muestra en la figura 1.

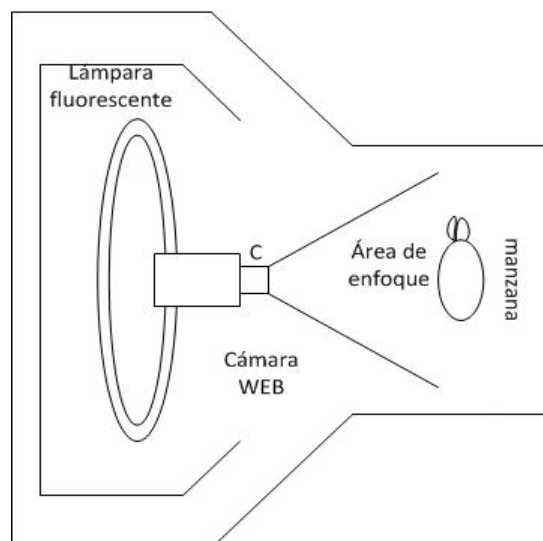


Figura 1 Sistema de iluminación

Para que los pasos a aplicar en el clasificador difuso sean efectivos, se requiere que el objeto de interés en este caso la manzana, presenten suficiente contraste con respecto al fondo y que se conozca el rango de intensidad, ya sea de los objetos o el fondo, en las figuras 2a-b se muestra la comparativa entre colores negro y blanco en el fondo, para obtener una visión más clara del color a utilizar como contraste, con respecto a la manzana.

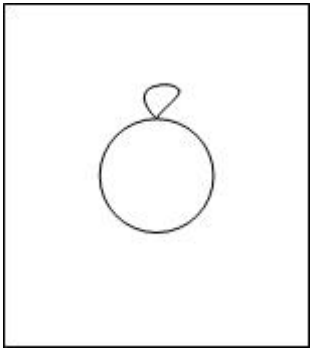


Figura 2a. Color blanco de fondo

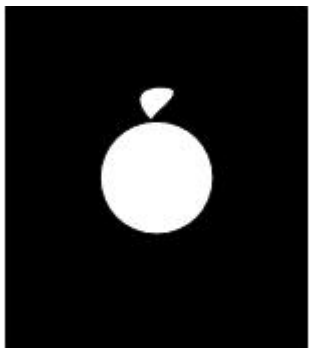


Figura 2b. Color negro de fondo

El color blanco de fondo, presentó suficiente contraste con respecto al color rojo de la manzana, y la iluminación con la lámpara fluorescente, se dispersó en el área de enfoque, sin generar tanto brillo en la manzana. En el caso del color negro de fondo, presentó poco contraste con respecto a la manzana, y la iluminación generó más brillo en la zona de la manzana. Por ello se optó por utilizar el color blanco de fondo.

2.2 Procesamiento de la imagen.

La escena está compuesta por objetos reales tomados por un dispositivo que genera una imagen matricial, para capturar una imagen en fotografía o video, durante el pre-procesamiento se mejora la imagen para que los pasos sean llevados a cabo con mayor efectividad, por ejemplo la corrección del brillo o del contraste. En el paso de la segmentación se distribuyen los píxeles que conforman la imagen en segmentos utilizando el método del valor umbral, donde a cada segmento se le atribuyen características que puede ser el valor medio del color rojo representativo de las manzanas.

Este método se manipula por el modelo RGB, y está formado por dos segmentos: uno de ellos es el objeto buscado y el otro corresponde al fondo de la imagen [6], la asignación de un pixel a uno de los dos segmentos (0 y 1), se consigue comparando un nivel de color casi siempre es el color gris "g" con un cierto valor umbral preestablecido denominado (threshold), la imagen final es comparada numéricamente mediante la regla de cálculo que corresponde al valor de t es:

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

La finalidad del método del valor umbral es segmentar gráficos, es decir solo tomar en cuenta los objetos de la imagen de interés [6], los píxeles conforman los objetos buscados y el método es especialmente útil para separar el objeto y hacer un reconocimiento óptico, como en todos los métodos usados para segmentación donde se asigna a cada pixel a un cierto grupo, llamado comúnmente segmento, la imagen que se debe dividir está compuesta por valores numéricos, de uno o más valores de color para cada pixel.

2.3 Extracción de características.

La librería AForge.Imaging, cuenta con distintas funciones de análisis, para la extracción de las propiedades de una imagen, esta contiene un conjunto de filtros que permiten el procesamiento de imágenes y herramientas diseñadas para realizar las diferentes tareas que utiliza el método de visión por computadora.

La detección de bordes en la manzana es lograda por los métodos de convolución y kirsch. Estos métodos son utilizados en el código fuente del programa diseñado en C# para detectar la imagen de la manzana. A cada uno de los píxeles que forman la imagen se le asigna un elemento de estructura conocido como kernel, de este modo se consigue que cada píxel resultante sea el umbral de los píxeles que le conforman. El procedimiento consiste en generar una imagen de 100 X 100 píxeles mediante la webcam.

2.4 Diseño del clasificador.

Las posibles opciones genéricas para un clasificador son: funciones discriminantes, estadísticas, redes neuronales o difusas [7]. De estas opciones se eligió un clasificador difuso, ya que es el método que más se asemeja a la forma

de manejar la información de las personas que realizan la selección de manzana de manera visual.

Las funciones de color creadas mediante lógica difusa clasifican los píxeles [5], estas pertenecen a cualquiera de los 8 colores que tienen como datos de entrada los valores de intensidad de la banda roja, verde y azul, así como los datos de salida del color a la que pertenece.

Al pertenecer a alguno de los 8 grupos, los valores de las funciones se modifican conforme a la intensidad de los colores, y recibir otro análisis mediante lógica difusa para detectar los defectos, tales como magulladuras, raspones y podredumbre con diferentes tamaños y formas. El diseño de la función tiene como datos de entrada los valores de intensidad en RGB y como datos de salida 8 niveles de calidad de la manzana, véase figura 3.

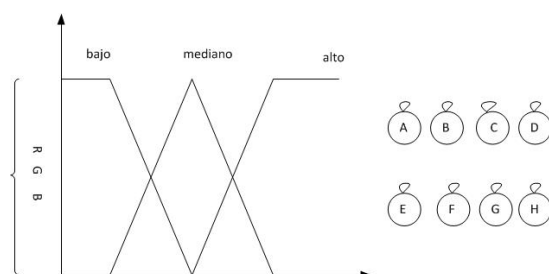


Figura 3. Funciones de pertenencias difusas.

Un número de 723 manzanas como muestras, RED DELICIOUS, fueron agrupadas en dos tipos: rayadas y lisas, identificando un promedio de 8 estilos diferentes de colores, identificando como manzanas del tipo lisas: Roja obscura (A), Roja cereza (B), Roja naranja (C), Roja Verde (D), y como manzanas tipo rayadas: Roja naranja (E), Roja naranja con verde (F), Roja Verde (G), Roja con amarillo (H).

3 RESULTADOS.

Conforme a los resultados obtenidos mediante la captura de las imágenes que clasifican la manzana de acuerdo a su grado de madurez, se observan los siguientes resultados: En la Figura 4, las manzanas clasificadas como calidad 'A', registran promedios del color rojo mayores que las medias de los colores verde y azul para todas y cada una de las manzanas analizadas, lo que implica un

predominio del rojo en las imágenes de las manzanas calidad 'A'. Por su parte, la media del color verde se ubica en segundo lugar por encima del color azul.

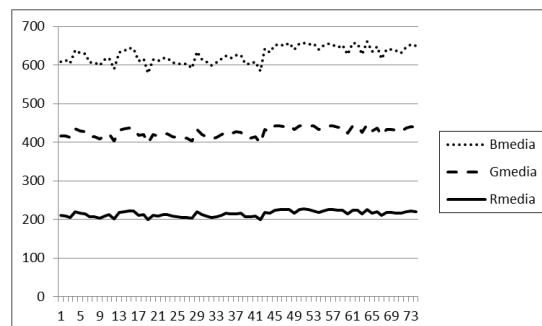


Figura 4. Media de los componentes de colores básicos de las imágenes de las manzanas clasificadas como calidad 'A'.

Este comportamiento se verifica mediante el gráfico de caja y bigote, figura 5, de las medias de cada color básico de las 75 imágenes capturadas de las manzanas. En este gráfico se puede observar que el color azul presenta la mayor variabilidad de los tres colores, ya que su rango se extiende de poco más de 180 a aproximadamente 215, en tanto que su mediana se coloca en poco más de 200. Los colores verde y rojo tienen un comportamiento más parecido, aunque como se observa en la figura 4, el color rojo tiene mayor valor en la media que el verde.

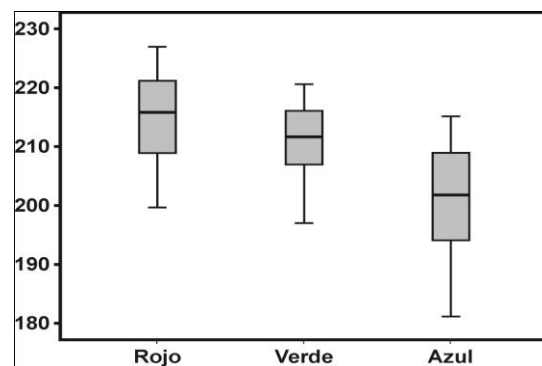


Figura 5. Gráficos de caja y bigotes de las medias de los colores básicos de las imágenes de las manzanas clasificadas como calidad 'A'.

Es de destacar la similitud de comportamiento de los colores rojo y verde en las imágenes de manzanas calidad 'A', lo cual se comprueba

mediante los valores de correlación entre las medias de los colores, y que se pueden observar en la tabla 1 y en la figura 7. Es importante notar que todas las correlaciones están por encima de 0.950, lo cual indica que el comportamiento de los colores en las imágenes de las manzanas clasificadas como calidad 'A', está altamente correlacionado. En particular, la correlación rojo-verde presenta un valor de 0.980, siendo la mayor correlación entre los colores. En la figura 7, se observa el comportamiento casi lineal de las correlaciones de las medias de los tres colores.

Tabla 1. Matriz de correlaciones de las medias de los componentes de colores básicos de las imágenes de las manzanas clasificadas como calidad 'A'

Color	Rojo	Verde	Azul
Rojo	1	0.959	0.952
Verde	0.959	1	0.980
Azul	0.952	0.980	1

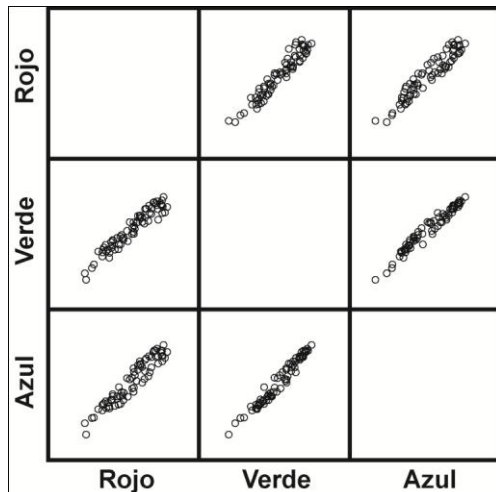


Figura 7. Gráficos de correlación entre las medias de los colores básicos de las imágenes de las manzanas clasificadas como calidad 'A'.

En cuanto a las manzanas clasificadas como calidad 'B', el comportamiento de los colores es similar a las manzanas calidad 'A', siendo el color rojo el de mayor dominio sobre los demás colores de la imagen, seguidos por el verde y el azul (figura 6).

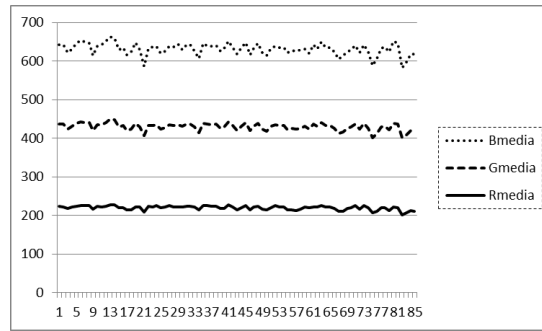


Figura 6. Media de los componentes de colores básicos de las imágenes de las manzanas clasificadas como calidad 'B'.

Sin embargo, en la figura 5, es claro que cada color tiene diferentes características, empezando por las medianas, que en este caso sus valores difieren bastante entre cada color. Sin embargo, como la figura 5 nos permite visualizar, la variabilidad de los colores no es tan diferente en cada caso, destacando el azul el que presenta una ligeramente mayor variabilidad que los demás colores.

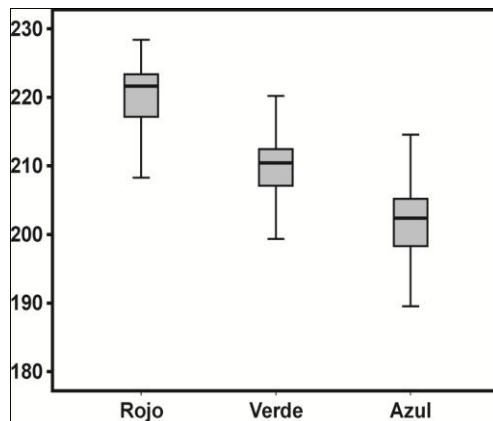


Figura 8. Gráficos de caja y bigotes de las medias de los colores básicos de las imágenes de las manzanas clasificadas como calidad 'B'.

En la figura 4, también se observa que existe una cierta tendencia de los colores a seguirse entre ellos, esto se puede verificar mediante la matriz de correlaciones del cuadro 2. La mayor correlación se detecta entre los colores azul y verde, donde el valor del coeficiente de correlación de Pearson alcanza 0.973, sin embargo, la correlación entre las demás combinaciones de colores, es del orden de 0.772 (rojo-verde) y 0.792 (rojo-azul). Por otra

se hace notar que la correlación entre colores de las manzanas de calidad 'B', es menor que las correlaciones obtenidas para la manzana de calidad 'A', lo que sugiere un cambio de propiedades de las manzanas entre las diferentes calidades. La figura 9, muestra gráficamente la relación lineal entre los colores, es visible la mayor linealidad entre el azul y el verde.

Cuadro 2. Matriz de correlaciones de las medias de los componentes de colores básicos de las imágenes de las manzanas clasificadas como calidad 'B'.

Color	Rojo	Verde	Azul
Rojo	1	.772	.792
Verde	.772	1	.973
Azul	.792	.973	1

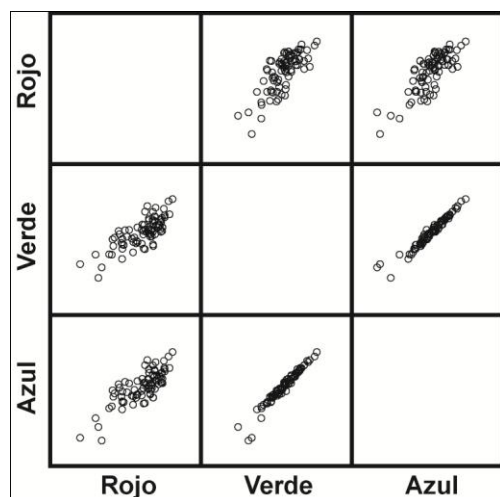


Figura 9. Correlación entre las medias de los colores básicos de las imágenes de las manzanas clasificadas como calidad 'A'.

Finalmente, la figura 10 muestra las gráficas de caja y bigotes de las manzanas de ambas calidades ('A' y 'B'), en donde se puede observar que las características de colores para ambas calidades tienen marcadas diferencias tanto de medianas como de variabilidades, con lo que se concluye que ambas calidades son efectivamente identificables.

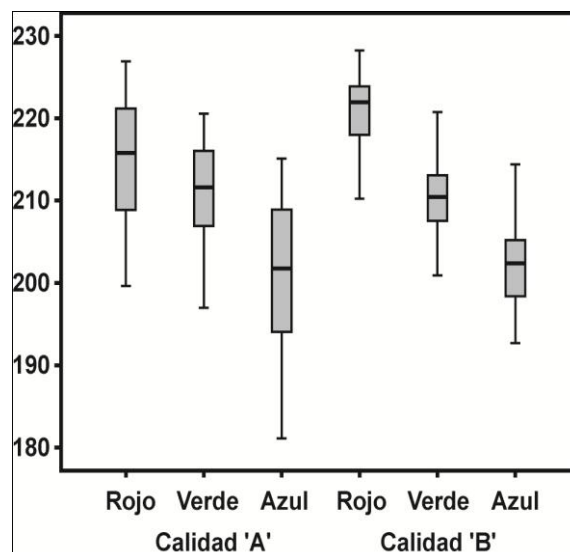


Figura 10. Gráfica de caja y bigote que muestra la comparación entre los valores obtenidos para las imágenes de manzanas clasificadas como calidad 'A' (izquierda) y 'B' (derecha).

4. CONCLUSIONES

Las muestras utilizadas para el diseño del clasificador difuso fueron de 20 para cada clase, siendo clasificadas correctamente. La validación se realizó en forma parcial con 75 muestras de la clase 'A' y 85 de la clase 'B', obteniéndose un 83% y un 87% de clasificación correcta respectivamente.

5. BIBLIOGRAFÍA

- [1] Sucar, Enrique.; *Procesamiento de imágenes y visión artificial*. Departamento de computación de ITESM campus Cuernavaca. 1998
- [2] Unay Devrim, Gosselin Bernard; *Artificial neural network-based segmentation and apple grading by machine vision* proc of IEEE Icid, Genova, Italy, 2005.
- [3] V. leemans, H Magein, M.F. Destain; *Defects segmentation on Golden delicious apples by using colour machine vision*, vol 20 pag 117-130.1998.
- [4] V. leemans, H Magein, M.F. Destain; *Defects segmentation on fuji apples by using colour vision and a Bayesian Classification*, vol 23 pag 43-53.1999.
- [5] Zhiqing Wen, Yang Tao; *Building a rule-based machine-vision system for defect inspection on apple sorting and packing lines*, Expert system with applications Vol. 16 Pag 307-313, 1999.

[6] Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods:
Digital; *Image Processing*. Addison-Wesley,
Reading Mass 1992.

[7] Chacon Murguia, Mario I; *Algoritmos de
visión para la clasificacion del camaron
peneidos*, vol XXII pag 97-100.2000.