

IMPLEMENTACIÓN DE ALGORITMOS DE VISIÓN COMPUTACIONAL PARA LA AUTOMATIZACIÓN DE SISTEMAS AGROINDUSTRIALES

Acosta, Daniel Jaime (1), Duque-Vazquez, Edgar Francisco (2), Villalba-Mantilla, Ilse Milena (3), Cepeda-Negrete, Jonathan (4)

1 [Departamento de Matemáticas, División de Ciencias Naturales y Exactas, Campus Guanajuato, Universidad de Guanajuato] | [dj.acosta@ugto.mx]

2 [Departamento de Ingeniería Electrónica, División de Ingenierías, Campus Irapuato-Salamanca, Universidad de Guanajuato] | [ef.duquevazquez@ugto.mx]

3 [Departamento de Ingeniería Electrónica, División de Ingenierías y Arquitectura, Seccional Bucaramanga, Universidad de Santo Tomás] | [ilmiuima@gmail.com]

4 [Departamento de Ingeniería Agrícola, División de Ciencias de la Vida, Campus Irapuato-Salamanca, Universidad de Guanajuato] | [j.cepeda@ugto.mx]

Resumen

La clasificación automática de frutas es una tarea que ha despertado el interés en los últimos años y que puede llegar a complicarse debido a la gran diversidad de frutas que hay, incluso entre frutas del mismo tipo. En este trabajo, se propone la clasificación de imágenes de frutas basado en descriptores de color y usando como algoritmo de clasificación la Máquina de Soporte Vectorial (SVM). Una vez realizada la clasificación se muestran los resultados obtenidos por nuestro enfoque y se comparan con trabajos existentes.

Abstract

Automatic classification of fruits is a task that has aroused interest in recent years and can be complicated by the great diversity of fruits that exist, even among same kind of fruits. In this work, we propose the classification of fruits on images based on color descriptors and using the Support Vector Machine (SVM) as classification algorithm. Once the classification is done, the results obtained by our approach are shown and compared against existing works.

Palabras Clave

Clasificación de frutas, maquina de soporte vectorial, descriptores de color;
image fruits, support vector machine, color descriptors.

INTRODUCCIÓN

La clasificación automática de frutas y verduras es una tarea muy recurrente en supermercados y algunas industrias para conocer el precio o tomar alguna acción dependiendo de la variedad. El uso de códigos de barras ha resuelto el problema principalmente en productos empaquetados, sin embargo en frutas y vegetales individuales se dificulta su uso porque puede alterar la calidad del producto. Una solución popular que se ha tomado es asignar claves a cada variedad y que una persona sea la encargada de identificar el producto y la clave asignada, pero la gran diversidad de frutas y vegetales dificulta enormemente la memorización y puede llevar a errores además de que el tiempo empleado puede resultar en un problema. Es por ello que en los últimos años se ha recurrido a métodos computacionales para abordar el problema.

Diversos trabajos basados en visión computacional y aprendizaje automático han sido propuestos para resolver problemas similares. Se ha realizado ya un resumen del trabajo existente sobre el uso de visión computacional para el análisis de la forma en productos agrícolas [1]. Otro estudio ha usado descriptores basados en el histograma de la imagen y diversos clasificadores para la clasificación de frutas y verduras [2]. También se ha abordado el problema de clasificación de frutas con redes neuronales usando descriptores de forma, color y textura [3]. Por último, se han usado técnicas de Deep Learning para clasificar frutas [4].

Aunque se ha realizado trabajo en esta tarea, aún existen opciones para mejorar la clasificación de frutas. Este trabajo aborda el problema de clasificación de frutas proponiendo el uso de descriptores estadísticos simples basados en color. Utilizaremos la base de datos Fruits-360 [4]. Para la clasificación proponemos el uso del método Máquina de Soporte Vectorial (SVM) multi-clase como algoritmo de clasificación y se hará una comparativa con el trabajo existente.

El resto del trabajo está organizado de la siguiente forma. En la siguiente sección se detalla la base de datos utilizada, así como los descriptores de color y el método propuesto para la clasificación automática de frutas; la Sección 3 describe los resultados experimentales y la Sección 4 contiene las conclusiones de este trabajo.

METODOLOGÍA

El color es una de las características principales a través del cual somos capaces de diferenciar entre variedades de frutas. En este trabajo proponemos el uso de descriptores basados en color para la clasificación de distintas categorías de frutas. La base de datos Fruits-360 se encuentra detallada en [4], consta de 74 distintas categorías de frutas cada una con alrededor de 650 imágenes a color de 100 x 100 píxeles las cuales ya se encuentran segmentadas y centradas en el objeto de interés. En la Figura 1 observamos ejemplos de algunas frutas que conforman la base de datos. A continuación, se describe los descriptores propuestos de las imágenes así como el algoritmo de clasificación usado.

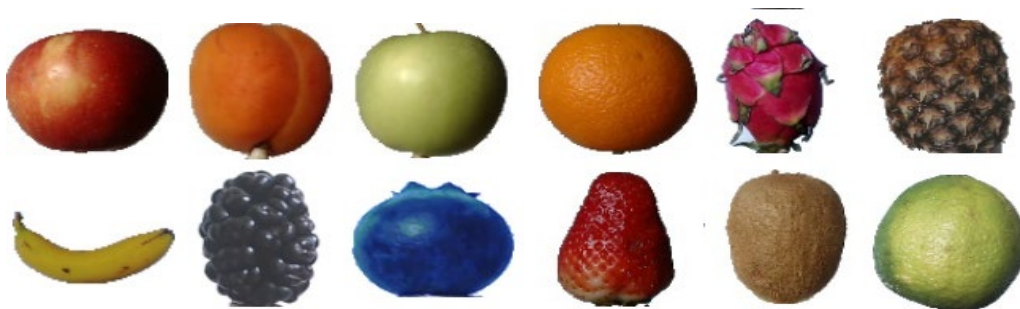


FIGURA 1: Ejemplos de frutas, base de datos Fruits-360 [4].

Espacio de color CIELAB

La extracción de características de color de cada imagen se realiza en el espacio de color CIE 1976 (L^* , a^* , b^*). Un espacio de color perceptualmente uniforme mejor conocido como CIELAB que consta de 3 canales L^* que corresponde a la luminosidad, a^* que va de rojo a verde y b^* que va de azul a verde. En este espacio, la distancia Euclidiana entre dos puntos del espacio es proporcionalmente uniforme a la diferencia perceptual entre los colores correspondientes de esos puntos. Para la conversión de RGB a CIELAB, los datos primero son transformados al espacio CIEXYZ [5]. Para transformar una imagen de RGB a CIEXYZ, el espacio RGB usado necesita establecerse. Aquí, sRGB es usado porque se basa en un espacio calibrado en colorimetría RGB [6]. Todas las imágenes necesitan ser transformadas de sRGB a CIEXYZ, aplicando (1) donde $\{r, g, b\} \in [0,1]$ son las componentes de color normalizadas.

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.412 & 0.357 & 0.180 \\ 0.212 & 0.715 & 0.072 \\ 0.019 & 0.119 & 0.950 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r \\ g \\ b \end{bmatrix}, \quad (1)$$

Las transformaciones del espacio perceptual usadas en este estudio son aplicadas al espacio CIEXYZ. Las coordenadas del espacio CIELAB se calculan de CIEXYZ usando (2)-(5):

$$L^* = 116 f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) - 16, \quad (2)$$

$$a^* = 500 \left[f\left(\frac{X}{X_n}\right) - f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) \right], \quad (3)$$

$$b^* = 200 \left[f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) - f\left(\frac{Z}{Z_n}\right) \right], \quad (4)$$

$$f(t) = \begin{cases} t^{1/3} & \text{si } t > \sigma^3 \\ \frac{t}{3\sigma^2} + 16/116 & \text{otro caso} \end{cases} \quad (5)$$

donde $X_n = 0.9504$, $Y_n = 1$ y $Z_n = 1.0888$ son las coordenadas del blanco de referencia D65 para la escena en CIEXYZ. La variable t puede ser X/X_n , Y/Y_n o Z/Z_n , y $\sigma = 6/29$.

Extracción de características de color

Buscamos describir una imagen mediante un vector que es llamado descriptor de la imagen, donde cada entrada del vector representa una característica entorno al color de la imagen. Podemos pensar que las intensidades en el color de cada categoría sobre cada canal sigue una cierta distribución y que mediante la aproximación de la distribución de una imagen podemos inferir la categoría. Una primera aproximación de la distribución de una imagen puede hacerse mediante la media de la imagen sobre cada canal. Si I es la imagen, la media para un canal c puede calcularse de la siguiente forma:

$$\mu_c = \frac{1}{n} \sum_x \sum_y I_c(x, y) \quad (6)$$

donde n es el número de píxeles que pertenecen al objeto, de forma que la media es calculada únicamente sobre el objeto de interés ignorando el fondo.

Una estadística de segundo orden es la desviación estándar, la cual nos da una medida de que tanto los datos se alejan de su media. La desviación estándar, para un canal c se calcula de la siguiente forma:

$$\sigma_c = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_x \sum_y (I_c(x, y) - \mu_c)^2} \quad (7)$$

al igual que con la media el fondo es ignorado en el cálculo de la desviación estándar.

Mediante estas características de color, para cada imagen, se crea un descriptor de tamaño 6 que contiene información acerca del color de la fruta donde las tres primeras componentes corresponden a la media y las otras tres a la desviación estándar de cada uno de los tres canales L^* , a^* y b^* . Las imágenes de frutas pueden verse como vectores de tamaño 6 y aquellas frutas con colores parecidos estarán en una zona cercana, contrario a frutas con colores distintos que estarán alejadas.

Maquina de Soporte Vectorial (SVM)

La Support Vectorial Machine (SVM) desarrollado en [7] es un conjunto de algoritmos de aprendizaje supervisado usado en muchas aplicaciones [8], [9]. El algoritmo original es un clasificador binario que con un conjunto de muestras (conjunto de entrenamiento) encuentra el hiperplano que separa las dos clases y que maximice el espacio entre los puntos que estén mas cerca de el, dichos puntos son llamados vectores de soporte. Una vez entrenado la SVM el algoritmo es capaz de decidir de que lado del hiperplano se encuentra un nuevo punto del conjunto de prueba prediciendo de esta forma clase. Como el método propuesto trata de distintos tipos de frutas, aplicamos una SVM multi-clase para la clasificación.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Se realizó el desarrollo de los métodos descritos en la sección anterior en el lenguaje Python. Se consideraron las 74 clases de frutas y para cada categoría el conjunto de datos fue dividido en dos partes, el conjunto de entrenamiento y el conjunto de prueba. Con el fin de obtener resultados de mejor calidad las pruebas se hicieron mediante validación cruzada.

La validación cruzada (cross-validation) es una técnica para evaluar los datos de un análisis estadístico, principalmente de clasificación y garantizar que son independientes de la partición entre datos de entrenamiento y prueba. Consiste en repetir y calcular la media aritmética de las medidas de evaluación sobre diferentes particiones. Específicamente realizamos la validación cruzada de K iteraciones (K -cross-validation) con $K=5$, donde los datos se dividen en K subconjuntos donde uno se utiliza para la validación y el resto como datos de entrenamiento.

TABLA 1: Precisión de clasificación de la base de datos Fruits-360

Método	Tasa de clasificación correcta (%)
CNN [4]	96.3
Método propuesto	98.69

La precisión del método propuesto se encuentra en la primera fila de la Tabla 1 el cual es el promedio de las 5 iteraciones. El método alcanzó una precisión alta, clasificó correctamente a 64 clases de frutas, el resto de las frutas tuvieron algunas clasificaciones incorrectas. En la Figura 2 se muestra la matriz de confusión la cual es un resumen de las clasificaciones incorrectas, cada columna de la matriz representa el número de predicciones de cada clase, mientras que cada fila representa a las instancias en la clase real.

En la segunda fila de la Tabla 1 se encuentra la precisión alcanzada por el método basado en redes neuronales convolucionales que fue propuesto en [4], debido a la actualización constante de la base de datos considera únicamente 60 categorías. Pese al enfoque sencillo del método propuesto se logra superar el trabajo existente, esto se debe en gran parte a la naturaleza de la base de datos. Como se detalla en [4] cada categoría de la base de datos es obtenida a partir de una única fruta que es rotada 360 grados en distintas direcciones, pese a que la mayoría de las muestras presentan variaciones en color al ser rotadas no son los suficientemente diversas como si se utilizaran diferentes frutas para cada muestra.

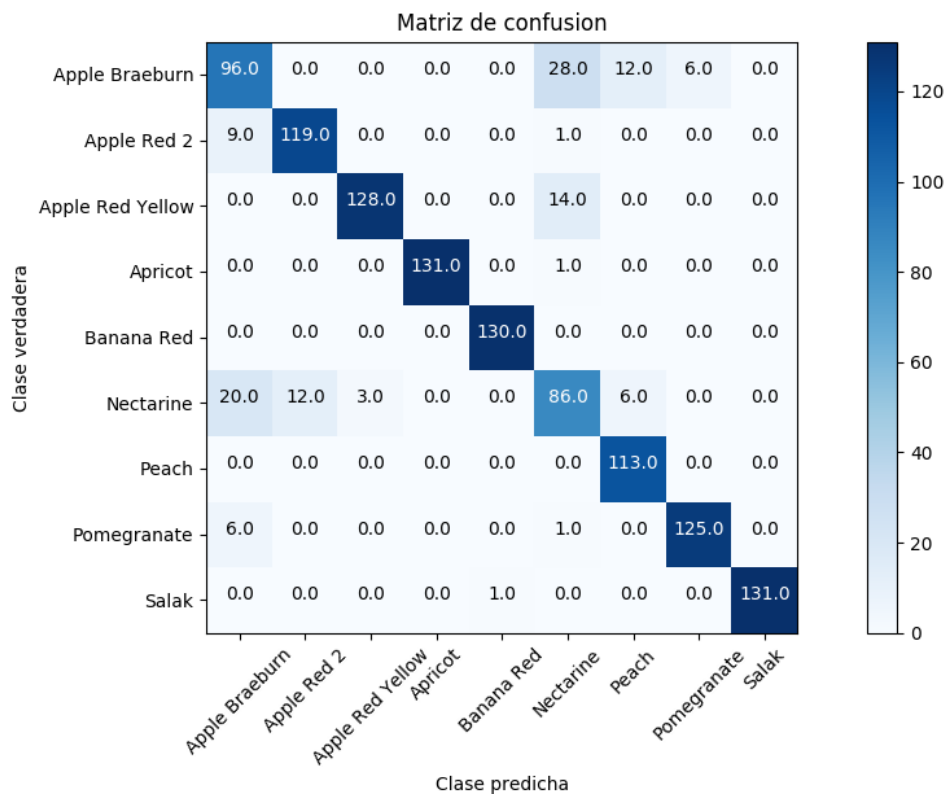


FIGURA 2: Matriz de confusión

CONCLUSIONES

Este trabajo presentó un método para clasificación automática de frutas basado en color usando Máquina de Soporte Vectorial. Cada imagen se convirtió al espacio CIELAB y se describió como un vector de tamaño 6 que contenía la media y la desviación estándar de cada canal para posteriormente entrenar un clasificador, en este caso una SVM. Los resultados presentados se obtuvieron mediante validación cruzada y para la base de datos utilizada se consiguieron muy buenos resultados superando al trabajo existente. Sin embargo, como se mencionó esto se debe principalmente a la naturaleza de los datos, con una base de datos más completa que contenga distintas frutas en cada categoría probablemente el desempeño del método pueda mejorar por lo que habría que incorporar descriptores de forma y textura para obtener mejores resultados.

AGRADECIMIENTOS

Daniel Jaime Acosta agradece a la DAIP de la Universidad de Guanajuato por el apoyo brindado en la realización de este trabajo.

REFERENCIAS

- [1] Costa, C., Antonucci, F., Pallottino, F., Aguzzi, J., Sun, D. W., & Menesatti, P. (2011). Shape analysis of agricultural products: a review of recent research advances and potential application to computer vision. *Food and Bioprocess Technology*, 4(5), 673-692.
- [2] Rocha, A., Hauagge, D. C., Wainer, J., & Goldenstein, S. (2010). Automatic fruit and vegetable classification from images. *Computers and Electronics in Agriculture*, 70(1), 96-104.
- [3] Zhang, Y., Wang, S., Ji, G., & Phillips, P. (2014). Fruit classification using computer vision and feedforward neural network. *Journal of Food Engineering*, 143, 167-177.
- [4] Mureşan, H., & Oltean, M. (2017). Fruit recognition from images using deep learning. arXiv preprint arXiv:1712.00580.
- [5] Schanda J. (2007) *Colorimetry: Understanding the CIE System*. Chichester, UK: John Wiley & Sons.
- [6] Stokes, M., Anderson, M., Chandrasekar, S. & Motta, R. (1996). A standard default color space for the internet - sRGB. (online) Available at: <http://www.w3.org/Graphics/Color/sRGB.html> (Accessed 17 Nov. 2015).
- [7] Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support vector machine. *Machine learning*, 20(3), 273-297.
- [8] Osuna, E., Freund, R., & Girosit, F. (1997, June). Training support vector machines: an application to face detection. In *Computer vision and pattern recognition, 1997. Proceedings., 1997 IEEE computer society conference on* (pp. 130-136). IEEE.
- [9] Zhou, J., Chan, K. L., Chong, V. F. H., & Krishnan, S. M. (2006, January). Extraction of brain tumor from MR images using one-class support vector machine. In *Engineering in Medicine and Biology Society, 2005. IEEE-EMBS 2005. 27th Annual International Conference of the* (pp. 6411-6414). IEEE.