

# Detection of Compound Leaves for Plant Identification

A. López, R. Rojas, V. Trujillo, J. Cervantes, L. Rodríguez and F. García

**Abstract**— Automatic plant identification has been an important issue in the last years. Most of the state-of-the-art methods for this purpose use leaf features to predict the species. Despite there are many methods to extract different leaf features, just few of them are focused on discriminating between simple and compound leaves. In this work, we introduce a method to detect compound leaves. Our method uses concentric circles to explore the surface of the leaf to count the changes of color in binary images, then, the changes are analyzed to detect compound leaves. The method predicts correctly more than 96% of the leaves in the Flavia data set. We also tested the method with some images of leaves available on the Internet, with 100% of correctness. The information on whether a leaf is or not compound, was used on experiments to observe whether this improves the performance of classifiers.

**Keywords**— Compound leaf, leaf feature, plant identification, classification.

## I. INTRODUCCIÓN

LA IDENTIFICACIÓN de plantas es una tarea muy importante para la explotación de las especies vegetales aprovechables, y para la conservación de aquellas en peligro de extinción [1]. Sin embargo, esta identificación es complicada, aun para los expertos, ya que requiere de conocimientos profundos sobre biología y botánica sistemática [2]. Para facilitar la identificación de plantas, recientemente se han propuesto varios métodos automáticos, la mayoría de ellos utilizan imágenes de hojas para reconocer la clase de planta correspondiente. Las razones para usar a las hojas, en lugar de otros órganos tales como flores, tallos o raíces, son varias. Por ejemplo, las hojas se encuentran presentes en un gran número la mayor parte del tiempo en muchas especies de plantas, a diferencia de las flores que no son perenes [3]. Por otra parte, los tallos y las raíces son parte vital de las plantas, por lo que no pueden cortarse sin peligro de causar un daño serio a una planta.

Para la identificación automática de plantas usando hojas, se procesan imágenes de éstas y se extraen varias características. Entre los principales tipos de características que pueden ser extraídas se encuentran las siguientes [4,5]: *geométricas* (que usan puntos, líneas u otras estructuras de la geometría), *morfológicas* (que extraen forma y estructura de las hojas), *forma* (explotan el contorno de las hojas como elemento

principal), *basadas en textura* (caracterizan regiones de la hoja), *basadas en color* (usan los tres canales de color RGB u otro sistema), *basadas en venas* (usan la estructura de red que forma las venas de las hojas) y *otros tipos* (caracterizan a las hojas usando descriptores del área de visión artificial, tales como descriptores SIFT, SURF, Fourier, etc.).

Pese a esta variedad de tipos de características disponibles, un aspecto que ha sido poco atendido en la literatura especializada es el desarrollo de nuevos descriptores para distinguir entre hojas simples y hojas compuestas [6]. Esto provoca que los sistemas de identificación automática de plantas tengan que aplicar indiscriminadamente los mismos extractores de características a cualquier de tipo de hoja. En este artículo, presentamos un método novedoso que llena este vacío.

Nuestra propuesta permite discriminar entre hojas simples no lobuladas y hojas simples compuestas. La idea subyacente del método consiste en analizar los cambios de color en una imagen binaria. Para hacer más eficiente el proceso, en lugar de explorar toda la imagen, proponemos el uso de círculos concéntricos distribuidos sobre la superficie de la hoja. Los píxeles sobre la trayectoria de cada círculo son analizados para detectar la existencia de huecos que identifican a las hojas compuestas. La detección correcta es superior al 96% para el conjunto de datos Flavia [7], el cual contiene más de 1,900 imágenes. El conjunto de datos Flavia es ampliamente utilizado para probar sistemas de identificación automática de plantas.

La información sobre si una hoja es simple o compuesta, es usada en este artículo como una característica que se agrega a otras extraídas de las imágenes de las hojas, y se usa para entrenar a cuatro métodos de clasificación. De acuerdo con los resultados obtenidos, se observa una mejora significativa en el desempeño de los clasificadores cuando se agrega la característica.

El resto de este artículo está organizado en cuatro secciones. En la Sección II se explica la diferencia entre hojas simples y compuestas, también se mencionan las características básicas de las hojas. Asimismo, se presenta un resumen de los trabajos relacionados. En la sección III se muestran los detalles del método propuesto. Los experimentos realizados y los resultados obtenidos son presentados en la sección IV. Finalmente, en la sección V, se dan las conclusiones de este artículo y las posibles líneas de investigación futuras.

A. López, Universidad Autónoma del Estado de México, alchou@uaemex.mx

R. Rojas, Universidad Autónoma del Estado de México, rrojashe@uaemex.mx

V. Trujillo, Universidad Autónoma del Estado de México, vtrujillom@uaemex.mx

F. García, Universidad Autónoma del Estado de México,

fglamont@yahoo.com.mx

J. Cervantes, Universidad Autónoma del Estado de México, jcervantesc@uaemex.mx

L. Rodríguez, Instituto Tecnológico de Orizaba, lrodriguez@itorizaba.edu.mx

## II. PRELIMINARES

### Hojas simples y hojas compuestas

De acuerdo expertos en botánica sistémica [1], la clasificación de las hojas está en función de diversos factores, tales como el arreglo en que se encuentran dispuestas (opuestas, verticiladas, etc.), la forma (elíptica, lineal, lanceolada, espatulada, etc.), el margen (aserrada, lobulada, peciolada, etc.), o si son simples o compuestas. Una hoja simple es aquella que no se encuentra dividida, mientras que una hoja compuesta se encuentra dividida en segmentos bien definidos y distintos, que son llamados folíolos. La Fig. 1 muestra un ejemplo de imagen de una hoja simple y otra compuesta.

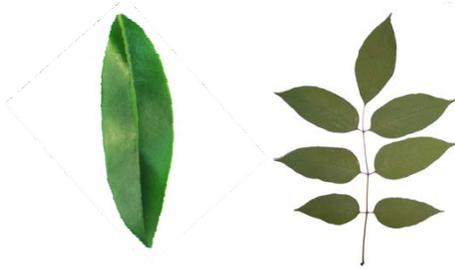


Figura 1 Ejemplo de una hoja simple no lobulada (izquierda) y una hoja compuesta (derecha).

### Características básicas de las hojas

La mayoría de los sistemas de identificación automática de plantas, extraen varias características de las imágenes de las hojas y las usan para entrenar un clasificador. El clasificador se encarga de realizar las predicciones sobre cuál es la especie de la planta cuya hoja se le presenta al sistema.

Entre las principales características extraídas de las hojas, se encuentran las siguientes: diámetro, perímetro y área de la hoja, relación de aspecto, circularidad, rectangularidad, excentricidad, longitud y ancho fisiológico. Una explicación de ellas puede ser consultada en [4,5]. Todas estas características son consideradas básicas, y pueden ser extraídas de una imagen de una hoja sin aplicar transformaciones u operadores complejos.

### Resumen de trabajos relacionados

El desarrollo de nuevos métodos para la extracción de características de hojas para la identificación de plantas ha atraído la atención de la comunidad científica en los últimos años, ver por ejemplo [8-11]. Sin embargo, para el caso de la identificación de hojas compuestas, ha habido pocos avances.

Recientemente, en [6], se presentó un algoritmo que usa un modelo deformable para describir hojas compuestas. Una desventaja de ese enfoque es que se realizan varias suposiciones acerca de la forma de las hojas, como que debe de ser simétrica, lo cual en general no es válido. Otros enfoques propuestos en los años noventa, como el presentado en [12], carecen de la flexibilidad suficiente para modelar hojas compuestas, ya que fueron diseñados para otro tipo de aplicaciones. En nuestro trabajo, no hacemos suposición alguna sobre la simetría de la hoja, y tampoco se requiere que la hoja se encuentre previamente orientada, como sucede con otros métodos.

## III. METODOLOGÍA

En esta sección presentamos en detalle nuestra propuesta, que consiste en un método novedoso para discriminar entre

hojas simples no lobuladas y hojas compuestas. Este método está basado en la observación de que, en general, en las imágenes de hojas simples, no existen "huecos" (espacios en blanco) al interior de su área, situación que sí sucede en el caso de hojas compuestas.

La idea subyacente de nuestro método consiste en calcular las coordenadas de las circunferencias de círculos concéntricos sobre la hoja. Tomando como el centro de los círculos, el centro de masa de la hoja. Los píxeles de cada circunferencia son explorados para detectar cambios de color (blancos a píxeles negros, o viceversa). A continuación, se presenta a detalle cada una de las fases involucradas en la propuesta presentada en este artículo.

### Pre-procesamiento.

El primer paso en la mayoría de los sistemas para identificación automática de plantas, incluyendo el nuestro, consiste en realizar un pre-procesamiento para eliminar el ruido, normalizar los colores de las hojas y transformarlas en imágenes blanco y negro (B/N). La Fig. 2 muestra un resumen del preprocesamiento utilizado en este trabajo.

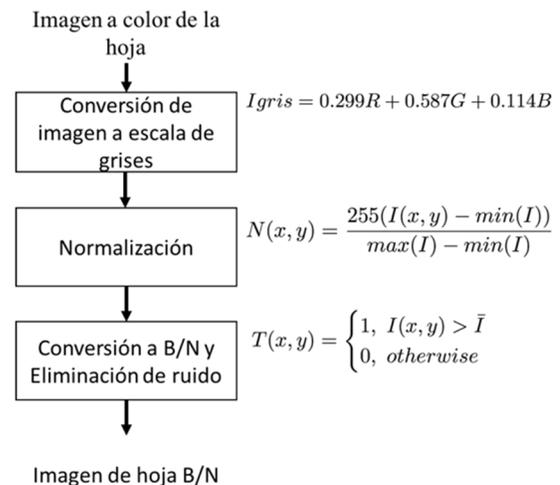


Figura 2. Preprocesamiento de las imágenes de las hojas.

Las imágenes después del preprocesamiento corresponden a las hojas en color negro sobre un fondo blanco.

### Cálculo del centro y radios de los círculos concéntricos.

El procedimiento para calcular el centro de los círculos, y el radio del círculo concéntrico de mayor área es el siguiente:

1. Calcular el centro de masa  $C(x_c, y_c)$  de la hoja, aplicando la Ec. (1):

$$x_c = \frac{1}{N} \sum x_i, \quad y_c = \frac{1}{N} \sum y_i \quad (1)$$

Donde  $x_i, y_i$  pertenecen a la hoja, y  $N$  es el número de píxeles de la hoja.

2. Extraer el contorno  $S$  de la hoja.

3. Calcular el promedio de las distancias Euclidianas medidas desde el centro de masa de la hoja hacia cada uno de los píxeles del contorno de la hoja, usando la Ec. (2):

$$d_p = \frac{1}{|S|} \sum_{i=1}^{|S|} d(s_i, C(x_c, y_c)) \quad (2)$$

Donde  $s_i$  es un pixel que pertenece al contorno, y  $|S|$  es el número total de pixeles del contorno.

El valor  $d_p$  se considera el radio del círculo de mayor área y es tomado como base para calcular los radios de los  $K$  círculos concéntricos. El radio del  $i$ -ésimo círculo se calcula con la ecuación (3):

$$r_i = i \times \frac{d_p}{K}, \text{ con } i = 1, 2, \dots, K \quad (3)$$

Para determinar las coordenadas de los círculos, se utiliza el algoritmo de Bresenham, que calcula las coordenadas  $(x_j, y_j)$ , mostradas en la Ec. (4), mismas que describen la circunferencia del  $i$ -ésimo círculo concéntrico.

$$B: C(x_c, y_c), r_i \mapsto S_i = \{(x_j, y_j)\} \quad (4)$$

La Fig. 3 muestra las coordenadas de  $K = 5$  círculos concéntricos, calculadas y graficadas para una hoja simple y otra compuesta. Para el caso de la hoja compuesta, puede observarse que, sobre la trayectoria de algunos círculos, hay varios cambios de color, de negro a blanco y viceversa. Esto es provocado por los folíolos. En el caso de la hoja compuesta, sólo hay dos interrupciones o cortes de la circunferencia de algunos de los círculos. A continuación, se presenta el procedimiento para analizar esto de forma automática.

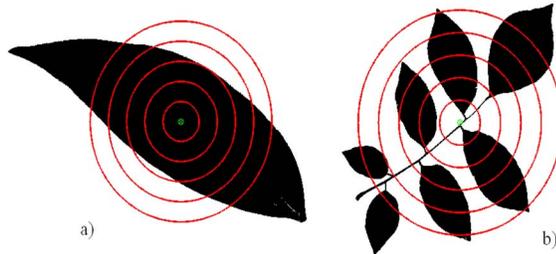


Figura 3. Cinco círculos concéntricos calculados para (a) una hoja simple no lobulada y (b) una hoja compuesta.

sis de pixeles sobre la trayectoria de los círculos

Con las coordenadas de los círculos, obtenidas como se explicó en la Subsección anterior, es posible generar vectores cuyos componentes corresponden a los valores de los pixeles. Como las imágenes con las que se trabaja en esta etapa son B/N, los vectores sólo contienen valores cero y uno.

Formalmente, para el círculo concéntrico  $s_i$ , con coordenadas de la circunferencia, dadas por:

$$s_i = \{(x_j, y_j)\}$$

el vector de pixeles  $V_i$  es:

$$V_i = [v_1^i \ v_2^i \ \dots \ v_j^i]^T$$

donde

$$v_m^i \in \{0,1\}, m = 1, 2, \dots, j$$

Cada uno de los  $K$  vectores de ceros y unos, se analiza como se muestra en el Algoritmo 1 de la Fig. 4.

El valor de  $W$  y de  $B$  mostrados en la Fig. 4, corresponde con el número mínimo de ceros (pixeles blancos) y de unos (pixeles negros) contenidos en el vector analizado. Estos son dos parámetros de nuestro método.

La aplicación del Algoritmo 1 sobre el vector  $V_i$ , genera un correspondiente número  $c_i \geq 0$ , que representa cambios de color. Considerando los  $K$  vectores (uno por cada círculo), se genera otro vector  $V$  que contiene los cambios de color de negro a blanco o viceversa:  $V = [c_1 \ c_2 \ \dots \ c_K]^T$ . Los componentes del vector  $V$ , son interpretados de la siguiente forma. Un valor cero en el componente  $c_i$  significa que no hay cambios de color sobre la circunferencia del  $i$ -ésimo círculo. Esto se presenta generalmente en los círculos de menor área. Para componentes con valores iguales a dos, significa que el círculo correspondiente a ese componente del vector  $V$  corta el área de la hoja, y que no toca algún foliolo.

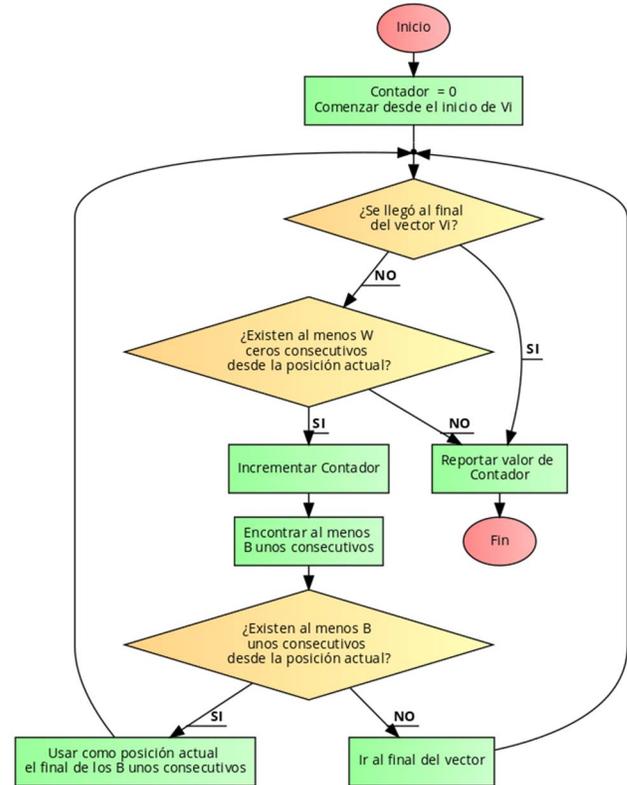


Figura 4. Algoritmo 1, usado para detectar cambios de color en la imagen de una hoja sobre la trayectoria de un círculo.

Si existen valores mayores a dos para algún componente, entonces es probable que la circunferencia esté cortando folíolos. Esta idea es tomada en cuenta para proponer el criterio de decisión mostrado en el Algoritmo 2 de la Fig. 5.

#### IV. RESULTADOS

En esta sección se presentan los resultados obtenidos de tres experimentos diseñados para medir el desempeño de nuestra propuesta. El primer experimento está diseñado para medir la efectividad del método para distinguir entre hojas simples y hojas compuestas. El segundo experimento fue diseñado para evaluar si el conocimiento acerca del tipo de hoja (simple no lobulada o compuesta), contribuye a mejorar la predicción de cuatro métodos de clasificación utilizados para identificación de plantas. El tercer experimento tiene como objetivo explorar si el método es capaz de identificar hojas compuestas de imágenes con diferentes dimensiones, y que no pertenecen al conjunto Flavia. Los parámetros utilizados en los experimentos

son  $K=8$  y  $W = B = 10$ . Después de analizar los resultados de experimentos preliminares el umbral se estableció a 2.

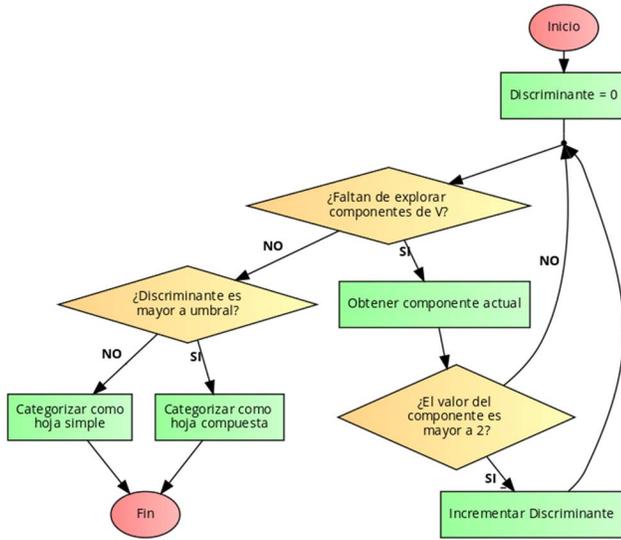


Figura 5. Algoritmo 2, Criterio de decisión para categorizar una hoja como simple o compuesta.

*Resultados del experimento 1.*

En este experimento y en el siguiente, se usaron todas las imágenes del conjunto de datos Flavia, cuyas principales características aparecen en la Tabla I, y que puede ser descargado desde <http://flavia.sourceforge.net>. Los resultados reportados en la Tabla II incluyen la precisión, recuerdo y especificidad alcanzados por nuestro método. Como puede observarse, la precisión de clasificación de hojas compuestas alcanzada es mayor al 96%. La especificidad, es superior a 0.99, mientras que la sensibilidad se mantiene por arriba de 0.97.

CARACTERÍSTICAS DEL CONJUNTO DE DATOS FLAVIA

Característica	Valor
Total imágenes	1,907
Dimensiones de las imágenes	1,200 x 1,600
Tipo imagen	Color
Número de especies de plantas	32
Total de imágenes de hojas compuestas	214
Total de imágenes de hojas simples	1,693

TABLA II  
RESULTADOS OBTENIDOS CON NUESTRO MÉTODO PARA DETECCIÓN DE HOJAS COMPUESTAS

Medición	Valor alcanzado
Precisión	96.33%
Sentividad o recuerdo	0.9720
Especificidad	0.9963

Resulta importante mencionar que en sólo seis casos de las 214 hojas compuestas nuestro método tuvo errores de predicción. En el caso de las hojas simples, nuestro método predijo como compuestas a 64 de las 1,963 hojas simples.

La Fig. 6 muestra las clases de hojas para los cuales nuestro método comete errores.

Para analizar la causa de los errores anteriores, observamos las imágenes de las hojas en las cuales nuestro método cometió equivocaciones. Descubrimos lo siguiente:

1) Después del preprocesamiento, las imágenes a color que contienen hojas brillosas se transforman en imágenes binarias con manchas blancas en el interior del área de las hojas. Esto hace que el método detecte esas manchas como folíolos. Una posible solución a esto es aplicar otro tipo de preprocesamiento a estas hojas, para eliminar el brillo antes de comenzar a aplicar nuestro método. Sin embargo, la selección de hojas sería de manera manual. Estamos investigando sobre cómo hacer esta detección de forma automática.

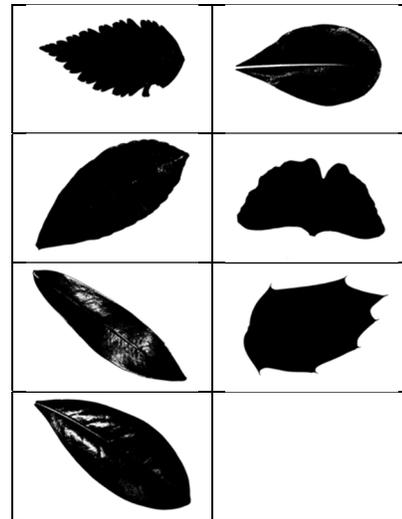


Figura 6. Imágenes binarias de las hojas para las cuales el método propuesto comete errores.

2) Las hojas con márgenes que contienen salientes pronunciadas, hacen que haya cambios de color en la trayectoria de los círculos concéntricos. Esto ocurre únicamente con dos clases de plantas del conjunto Flavia.

*Resultados del experimento 2.*

En este experimento también se usó el conjunto de datos Flavia completo. La intención es determinar si agregar el tipo de hoja (ya sea esta simple o compuesta) como característica, contribuye a mejorar el desempeño de los algoritmos de clasificación. Los métodos de clasificación que se probaron fueron los comúnmente encontrados en otros artículos sobre identificación de plantas (ver [13-19]), y son los siguientes: Red Neuronal (RN), Máquina de Soporte Vectorial (SVM), Random Forest (RF) y Naive Bayes (NB).

Aunque existe una cantidad considerablemente grande de características que se pueden extraer de las hojas, las características básicas que se encuentran con más frecuencia en la literatura son las mencionadas a continuación: Perímetro de la hoja, diámetro de la hoja, área de la hoja, relación de aspecto, área del convex-hull de la hoja y área convexa. Otros descriptores de hojas, como los basados en color, textura o venas, no son considerados básicos. Tomando esto en cuenta,

se decidió usar sólo las seis características básicas mencionadas anteriormente. Otra consideración importante para haber elegido solamente características básicas en este experimento es que las características basadas en color son muy sensibles a cambios en la intensidad o cromaticidad de las imágenes [20]. Por lo que, aunque se han reportado buenos resultados en otros trabajos [21], todos ellos han sido usando imágenes obtenidas en ambientes con condiciones de iluminación controladas, lo que no ocurre en aplicaciones reales [20]. Por otra parte, el análisis de las venas y textura de las hojas, así como el uso de descriptores más complejos tales como los de Fourier y SIFT, usados en visión artificial, no permiten observar claramente si una característica básica de una hoja contribuye a mejorar predicción de los métodos de clasificación para la identificación automática de plantas.

Para medir la precisión de clasificación de los cuatro métodos mencionados, se usó la técnica de validación cruzada con 10 iteraciones (10-fold cross-validation). La implementación de los algoritmos fue la proporcionada por Weka. La Tabla III muestra los resultados obtenidos. La columna Precisión I corresponde a los resultados que se encontraron usando únicamente las seis características básicas. La columna Precisión II contiene los resultados obtenidos cuando se usa el tipo de hoja (simple no lobulada o compuesta), junto con las seis características anteriores. En negritas se resalta el mejor resultado.

TABLA III  
MEJORA EN LA PREDICCIÓN DE LOS CLASIFICADORES PRBADOS

Clasificador	Precisión I	Precisión II	Observación
RN	72.95%	72.95%	Sin mejora
SVM	45.51%	<b>46.83%</b>	Mejora del 1.32%
RF	65.44%	<b>67.45%</b>	Mejora del 2.01%
NB	51.65%	<b>54.33%</b>	Mejora del 2.68%

Como puede observarse en la Tabla III, el conocimiento previo acerca del tipo de hoja (simple o compuesta), sí mejora la precisión de clasificación de los cuatro métodos probados.

### Resultados del experimento 3.

Para este experimento, usamos imágenes de hojas compuestas disponibles en Internet, etiquetadas para su reutilización no comercial. El propósito es determinar si el método propuesto es capaz de identificar hojas compuestas con tamaño diferente, o incluso con un fondo diferente al blanco.

La Tabla IV muestra algunos ejemplos de imágenes con las cuales se obtuvieron predicciones correctas. Aunque no se muestran en los resultados, por motivos de derechos de autor, el método ha sido probado con otras imágenes de hojas disponibles en Internet, con resultados también correctos.

TABLA IV  
ALGUNOS EJEMPLOS DE IMÁGENES DE INTERNET  
PARA LOS CUALES EL MÉTODO PROPUESTO PREDICE  
CORRECTAMENTE SI LA HOJA ES COMPUESTA

Imagen de hoja Fuente (Tamaño)	Imagen de hoja Fuente Tamaño
 <a href="https://en.wikipedia.org/wiki/Leaflet_(botany)">https://en.wikipedia.org/wiki/Leaflet_(botany)</a> (1,603 x 1,744)	 <a href="http://www.bio.brandeis.edu/fieldbio/bersbach/EdiblePlants/juglandaceae/carya_glabra_leaf.html">http://www.bio.brandeis.edu/fieldbio/bersbach/EdiblePlants/juglandaceae/carya_glabra_leaf.html</a> (476 x 570)
 <a href="https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Cladrastis_lutea09.jpg">https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Cladrastis_lutea09.jpg</a> (438 x 480)	 <a href="https://openclipart.org/detail/231695/leaf-6">https://openclipart.org/detail/231695/leaf-6</a> (1,597 x 2,400)

## V. CONCLUSIONES

La identificación automática de plantas usando imágenes de hojas, es un área de investigación muy activa en los últimos años.

Pese que se han propuesto una gran cantidad de métodos para extraer características descriptivas de las hojas, un aspecto poco estudiado en la literatura especializada es la identificación de hojas compuestas. En este artículo se propone un nuevo método llenar este vacío.

El método propuesto está basado en un análisis de píxeles de imágenes blanco y negro, considerando los cambios de color sobre la trayectoria de círculos concéntricos. La idea subyacente es que los folíolos de las hojas hacen que se produzcan varios cambios de color. La frecuencia de estos cambios es analizada para decidir si se trata de una hoja simple o compuesta.

La tasa predicción correcta del método, aplicado sobre el conjunto de datos Flavia es superior al 96%. El método también fue probado con imágenes de hojas compuestas disponibles en Internet, obteniendo tasas de identificación del 100%. Esta información sobre si una hoja es simple o compuesta, puede ser utilizada para mejorar el desempeño de algoritmos de clasificación comúnmente utilizados para identificación de plantas. De acuerdo con los resultados obtenidos, la mejora observada en la precisión de clasificación fue de entre 1.32% y 2.68%.

Actualmente, nos encontramos trabajando en mejorar el método, para hacerlo más robusto a imágenes con ruido y a hojas con bordes sinuosos. También nos encontramos

desarrollando una implementación del método para ejecutarse en dispositivos móviles en tiempo real.

#### AGRADECIMIENTOS

Los autores de este trabajo agradecen las facilidades prestadas por la Universidad Autónoma del Estado de México para la realización de esta investigación.

#### REFERENCIAS

- [1] R. Janani, *Identification of selected medicinal plant leaves using image features and ANN*, in: Advanced Electronic Systems (ICAES), 2013 International Conference on, IEEE, 2013, pp. 238 – 242. doi:10.1109/ICAES.2013.6659400.
- [2] J. Mangold, H. Parkinson, *Plant Identification Basics*, Montana State University (September 2013).
- [3] A. Aakif, M. F. Khan, *Automatic classification of plants based on their leaves*, Biosystems Engineering 139 (2015) 66 – 75. doi:http://dx.doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2015.08.003. URL http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1537511015001373
- [4] B. Harish, A. Hedge, O. Venkatesh, D. Spoorthy, D. Sushma, *Classification of plant leaves using morphological features and Zernike moments*, in: Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI), 2013 International Conference on, 2013, pp. 1827–1831. doi:10.1109/ICACCI.2013.6637459.
- [5] E. Elhariri, N. El-Bendary, A. Hassanien, *Plant classification system based on leaf features*, in: Computer Engineering Systems (ICCES), 2014 9th International Conference on, 2014, pp. 271–276. doi:10.1109/ICCES.2014.7030971.
- [6] G. Cerutti, L. Tougne, J. Mille, A. Vacavant, D. Coquin, *A model-based approach for compound leaves understanding and identification*, in: 2013 IEEE International Conference on Image Processing, 2013, pp. 1471–1475. doi:10.1109/ICIP.2013.6738302.
- [7] S. G. Wu, F. S. Bao, E. Y. Xu, Y.-X. Wang, Y.-F. Chang, Q.-L. Xiang, *A leaf recognition algorithm for plant classification using probabilistic neural network*, in: Signal Processing and Information Technology, 2007 IEEE International Symposium on, IEEE, 2007, pp. 11–16.
- [8] X.-F. Wang, J.-X. Du, G.-J. Zhang, *Recognition of leaf images based on shape features using a hypersphere classifier*, in: Advances in Intelligent Computing, Springer, 2005, pp. 87–96.
- [9] J.-X. Du, D.-S. Huang, X.-F. Wang, X. Gu, *Computer-aided plant species identification (caps) based on leaf shape matching technique*, Transactions of the Institute of Measurement and Control 28 (3) (2006) 275–285.
- [10] N. Jamil, N. A. C. Hussin, S. Nordin, K. Awang, *Automatic plant identification: Is shape the key feature?*, Procedia Computer Science 76 (2015) 436 – 442, 2015 {IEEE} International Symposium on Robotics and Intelligent Sensors (IEEE IRIS2015). doi:http://dx.doi.org/10.1016/j.procs.2015.12.287. URL http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050915037886
- [11] S. Mouine, I. Yahiaoui, A. Verroust-Blondet, *Combining leaf salient points and leaf contour descriptions for plant species recognition*, in: Image Analysis and Recognition, Springer, 2013, pp. 205–214.
- [12] A. L. Yuille, P. W. Hallinan, D. S. Cohen, *Feature extraction from faces using deformable templates*, Int. J. Comput. Vision 8 (2) (1992) 99–111. doi:10.1007/BF00127169. URL http://dx.doi.org/10.1007/BF00127169
- [13] F. R. F. Padoa, E. A. Maravillas, *Using naive Bayesian method for plant leaf classification based on shape and texture features*, in: Humanoid, Nanotechnology, Information Technology, Communication and Control, Environment and Management (HNICEM), 2015 International Conference on, 2015, pp. 1–5. doi:10.1109/HNICEM.2015.7393179.
- [14] H.-N. Qi, J.-G. Yang, *Sawtooth feature extraction of leaf edge based on support vector machine*, in: Machine Learning and Cybernetics, 2003 International Conference on, Vol. 5, 2003, pp. 3039–3044 Vol.5. doi:10.1109/ICMLC.2003.1260099.
- [15] C. Di Ruberto, L. Putzu, *A fast leaf recognition algorithm based on svm classifier and high dimensional feature vector*, in: Computer Vision Theory and Applications (VISAPP), 2014 International Conference on, Vol. 1, IEEE, 2014, pp. 601–609.
- [16] H. Lin, H. Peng, *Machine recognition for broad-leaved trees based on synthetic features of leaves using probabilistic neural network*, in: Computer Science and Software Engineering, 2008 International Conference on, Vol. 4, IEEE, 2008, pp. 871–877.
- [17] J. Chaki, R. Parekh, S. Bhattacharya, *Plant leaf recognition using texture and shape features with neural classifiers*, Pattern Recognition Letters 58 (2015) 61 – 68. doi:http://dx.doi.org/10.1016/j.patrec.2015.02.010.

- URL http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167865515000586
- [18] P. Bijalwan, R. Mittal, S. Choudhary, S. Bajaj, N. Khanna, *Stability analysis of classifiers for leaf recognition using shape features*, in: Communications and Signal Processing (ICCS), 2014 International Conference on, 2014, pp. 657–661. doi:10.1109/ICCS.2014.6949924.
  - [19] F. Bussotti, M. Pollastrini, *Evaluation of leaf features in forest trees: Methods, techniques, obtainable information and limits*, Ecological Indicators 52 (2015) 219 – 230. doi:http://dx.doi.org/10.1016/j.ecolind.2014.12.010. URL http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1470160X14005780
  - [20] J. G. A. Barbedo, *Identifying central features of cotton leaves in digital images with difficult backgrounds*, IEEE Latin America Transactions 13 (9) (2015) 3072–3079. doi:10.1109/TLA.2015.7350061.
  - [21] J. J. d. M. S. Junior, A. R. Backes, P. C. Cortez, *Plant leaf classification using color on a gravitational approach*, in: Computer Analysis of Images and Patterns, Springer, 2013, pp. 258–265.



**A. López** received the B.S. degree in Communications and Electronics Engineering from Instituto Politécnico Nacional, Mexico, in 1998, the M. Sc. Degree in Computer Engineering from Centro de Investigación en Computación (CIC-IPN), Mexico, in 2000. In 2013, he got a Ph.D. in Computer Science from CINVESTAV-IPN, México. Currently, his main research areas include pattern recognition. He is a full-time researcher at Centro Universitario UAEM Zumpango, Universidad Autónoma del Estado de México.



**R. Rojas** received the B. S. Degree in Telematics Engineering from the Instituto Politécnico Nacional (IPN), México in 2002, the M. Sc. Degree in Computer Science from the Centro de Investigación en Computación (CIC-IPN) in 2005. Currently, he is student of Ph.D. in Computer Science from the Centro de Investigación en Computación (CIC-IPN), and a professor at the Universidad Autónoma del Estado de México, México. His research interest includes mathematical morphology.



**V. Trujillo** received the B. S. Degree in Electronic Engineering from the Instituto Tecnológico Veracruz, México in 2002, the M. Sc. Degree in Electrical Engineering from the Centro de Investigación y Estudios Avanzados del IPN México (CINVESTAV-IPN) in 2005. Currently, he is student of Ph.D. in Computer Science from the Centro de Investigación en Computación (CIC-IPN), and a professor at the Universidad Autónoma del Estado de México, México. His research interest includes biomedical engineering.



**J. Cervantes** received the B.S. degree in Mechanical Engineering from Orizaba Technologic Institute, Veracruz, Mexico, in 2001 and the M.S degree in Automatic Control from CINVESTAV-IPN, México, in 2005. In 2009 he got a Ph.D. in Computer Science at Centro de Investigación y de Estudios Avanzados del Instituto Politécnico Nacional (CINVESTAV-IPN). His research interests include pattern classification.



**L. Rodríguez** received the Bs degree in informatics and the MSc degree in Computer Science from the Instituto Tecnológico de Orizaba, Veracruz, Mexico, in 2004 and 2007, respectively. In 2012 she got a PhD in Computer Science from the Centro de Investigación y de Estudios Avanzados del Instituto Politécnico Nacional (CINVESTAV-IPN). Since February 2016 she is a Professor of computer science at Instituto Tecnológico de Orizaba. Her current research interests include distribution design of databases.



**F. García** received the B.S. degree in Robotics Engineering from Instituto Politécnico Nacional (IPN), México in 2000 and the master degree in Automatic Control from CINVESTAV-IPN, México, in 2004. In 2010 he got a PhD in Computer Science from CINVESTAV-IPN, México. His research interests include pattern classification. He is a full-time researcher at Centro Universitario UAEM Texcoco, Universidad Autónoma del Estado de México.