

Un sistema eficaz de identificación de la forma de las hojas de plantas para personas con baja visión mediante teléfonos inteligentes

Shitala Prasad¹ y P. Sateesh Kumar² & Debashis Ghosh³

Recibido: 2 de agosto de 2015 /Revisado: 6 de diciembre de 2015 /Aceptado: 26 de enero de 2016 /

Publicado en línea: 24 de febrero de 2016

Springer Science+Business Media Nueva York 2016

Resumen En la investigación sobre visión artificial, el primer paso más importante es representar el objeto capturado en un vector de características transformado matemáticamente que describa la forma, la textura y/o la información de color adecuadas para la clasificación. Para comprender la biodiversidad de la naturaleza, junto con la visión artificial (CV), ahora se utilizan las tecnologías móviles emergentes y ubicuas.

Por lo tanto, en este artículo se propone una nueva transformación de perfil de forma invariante de escala de rotación-traslación, eficiente y precisa, denominada Proyección de Vista Angular (AVP).

Las imágenes de hojas capturadas a través de dispositivos móviles se transforman en una curva de perfil de forma AVP (un conjunto de cuatro formas) y luego se compactan utilizando la Transformada de Coseno Discreta (DCT) para mejorar el rendimiento del sistema. También reduce el consumo de energía del dispositivo. El algoritmo se prueba en cinco tipos diferentes de conjuntos de datos de hojas: conjunto de datos Flavia, conjunto de datos de hojas de 100 especies de plantas, base de datos sueca, conjunto de datos de hojas del Laboratorio de Computación Inteligente y conjunto de datos de hojas enfermas. Un 'Agente' en el dispositivo móvil decide si el módulo necesita descargarse al Servidor o realizar los cálculos en el propio dispositivo. Los experimentos realizados indican claramente que el sistema propuesto supera al estado del arte con un tiempo de respuesta rápido incluso en un entorno de baja visión. AVP también supera a otros métodos cuando se prueba con hojas incompletas causadas por el fenómeno fisiológico o patológico. Este sistema biométrico de plantas móvil basado en el perfil de forma AVP se desarrolló para aplicaciones generales en nuestra sociedad para comprender mejor la naturaleza y ayuda en estudios e investigaciones botánicas.

Palabras clave Sistema biométrico de plantas móviles . Baja visión . Curva de perfil de forma . Transformada discreta del coseno (DCT) . k-NN . Proyección de vista angular (AVP)

* Shitala

Prasadsheetala.god.prasad@gmail.com

¹ GREYC CNRS UMR6072, Universidad de Caen Normandía, Caen, Francia

² Departamento de Ciencias Informáticas e Ingeniería, Instituto Indio de Tecnología, Roorkee, India

³ Departamento de Ingeniería Electrónica y de Comunicaciones, Instituto Indio de Tecnología, Roorkee, India

1 Introducción

La forma es una característica importante que se utiliza para representar un objeto de manera eficiente y, por lo tanto, caracteriza de manera efectiva el contenido de una imagen en formato digital [24]. A diferencia del color y la textura, la forma de un objeto es independiente de los sensores de captura y, por lo tanto, se utiliza popularmente en muchos campos de la visión por computadora. Sin embargo, el desafío es representar con precisión la información de la forma incluso para un contorno incompleto de un objeto. Tales objetos incompletos en el mundo real ocurren debido a la oclusión, el ruido y los desordenes en las imágenes naturales. Esto disminuye en gran medida el rendimiento del reconocimiento y la localización de formas.

A diferencia de los animales, los seres humanos son capaces de actuar rápidamente ante las entradas visuales, incluidas las formas incompletas [28] y, por lo tanto, imitar el sistema de visión humano (HVS) es un desafío. Un sistema de identificación de formas completo e incompleto es importante e indispensable para cualquier análisis de objetos digitales. Por ejemplo, considere un escenario mostrado en la Figura 1 donde se captura una hoja enferma incompleta con una visión/resolución alta y baja utilizando diferentes dispositivos: un escáner y un teléfono inteligente, respectivamente. A diferencia de la información de color y textura [34], las características de la forma se pueden extraer fácilmente incluso en un entorno de baja visión.

En la agricultura y la investigación botánica, el estudio de plantas y el descubrimiento de nuevas especies entre millones de especies de plantas son tareas muy difíciles y, si la muestra está incompleta, se suma la complejidad. Se puede acelerar y mejorar si los botánicos cuentan con la ayuda de un sistema de visión computarizado. Sin embargo, actualmente tales sistemas computarizados no son móviles ni fácilmente accesibles. Con la invención de los teléfonos inteligentes, estos sistemas de identificación de especies de plantas asistidos por computadora pueden ser accedidos incluso por no profesionales, como los agricultores. Por lo tanto, en este artículo, proponemos una herramienta biométrica de plantas eficiente adecuada para teléfonos inteligentes.

En la literatura, se presentan varios enfoques de representación de formas para la recuperación de imágenes/objetos, incluida la recuperación basada en formas 3D [30]. A fines de los años 70, Lester et al. [17] aplicaron la búsqueda heurística y el costo máximo mínimo para encontrar el límite de los glóbulos blancos. Las características comunes como el centroide, el perímetro, el recuento de agujeros, el área, la excentricidad, el conjunto de invariantes de momento, etc. se utilizaron para el análisis de formas en [9] y [22], mientras que en [12], se utilizaron diferentes tipos de curvaturas y transformaciones para representar el objeto con las restricciones genéricas como isotropía, suavidad y extensibilidad. Las limitaciones de estos enfoques son que son adecuados para curvas simples y suaves, pero no son aplicables para cuerpos complejos irregulares menos informativos. Venkatesh et



Fig. 1 Imagen de una hoja enferma capturada con un escáner estándar y un teléfono inteligente para personas con baja visión, respectivamente.

al. [31] presentó un enfoque de finalización de forma basado en simetría para la recuperación de objetos, pero no siempre se puede aplicar ya que no todos los tipos de objetos tendrán simetría en la naturaleza. Recientemente, Kurtek et al. [14] utilizaron propiedades asimétricas para el descriptor de forma. En [5], Chahooki y Charkari propusieron un sistema de recuperación de imágenes basado en contenido que utiliza información de forma basada en contornos y regiones mediante la diferenciación de la distancia euclidiana y lograron un 92,24 % para la base de datos de formas MPEG-7. De manera similar, en [8], los autores han utilizado la codificación de bordes aritméticos para la recuperación de formas.

La complejidad de los descriptores de forma aumenta con las características invariantes de rotación, escala y transformación (RST). En [20], los autores compararon varios algoritmos RST probados, como la transformada de radianes angulares (ART), los momentos de Zernike (ZM), el espacio de escala de curvatura (CSS) y el descriptor de Fourier (FD) para la representación de forma general. FD y CSS son descriptores basados en contornos, mientras que los otros dos se basan en regiones. Aunque el descriptor de momento de imagen carece de la información del contorno, muestra más créditos en términos de invariancia RST en comparación con otros métodos. CSS, propuesto por Abbasi et al. [1], representó una forma de imagen para la coincidencia de similitud utilizando contornos de forma de arco con una complejidad de dimensión de 128. Aparte de estos métodos, Cope et al. [6], proporcionaron un informe de encuesta detallado sobre enfoques de identificación de plantas y métodos de representación de hojas. Casi todos los algoritmos discutidos anteriormente son computacionalmente costosos y carecen de información global.

Laga et al. [15] presentaron una función de velocidad de raíz cuadrada (SRVF) para representar la información de forma global de una hoja de planta utilizando la métrica elástica de Riemann. La precisión promedio y la complejidad temporal de SRVF son altas y dan como resultado una falla del sistema móvil en tiempo real. En 2014, Wang et al. [33] proporcionaron un algoritmo Multiscale-ARCH-Height (MARCH) para dispositivos móviles para recuperar imágenes de hojas de plantas. Mientras que en 2015, los autores propusieron un aprendizaje estructural multitarea jerárquico para el reconocimiento de especies de plantas a gran escala [10]. Varios otros métodos como códigos de cadena, eje medial, transformada Wavelet discreta (DWT) y plantillas deformables se discutieron en la literatura [34], pero no sirven adecuadamente para la invariancia RST.

La ubicuidad de los teléfonos inteligentes modernos los convierte en una herramienta perfecta para reemplazar a los expertos en el campo. Incluso un agricultor común puede obtener información detallada de una imagen de una hoja en cualquier lugar y en cualquier momento. Por lo tanto, este artículo contribuye a los algoritmos computacionales de bajo costo para la identificación de especies de plantas con alta precisión y un consumo mínimo de energía del dispositivo móvil. El factor importante para una representación adecuada de la forma es lograr la propiedad invariante de RST. Por lo tanto, la transformación de proyección de vista angular (AVP) propuesta adquiere una curva de perfil de forma 1D a partir de una imagen 2D que representa la forma con invariancia RST. También proporciona una solución para la oclusión de forma causada por insectos, enfermedades o ruido. Este sistema de identificación de especies es importante porque reducirá la base de datos de búsqueda de enfermedades y mejorará la tasa de rendimiento.

AVP transforma una hoja 2D en un perfil de forma RST 1D único con puntos de contorno continuos de una hoja en cuatro direcciones fijas y, por lo tanto, recibe ese nombre. Para preservar la información de la forma y superar la información incompleta de la hoja, el perfil completo se comprime a un dominio sin pérdidas mediante la Transformada de Coseno Discreta (DCT). En el dominio de la frecuencia, la curva DCT mantiene la propiedad de forma de la hoja y adopta su característica global. Para analizar la dimensionalidad de las características de la DCT, se aplica el análisis de componentes principales (PCA) seguido de la identificación y el reconocimiento.

La motivación más importante para usar esta curva de perfil de forma AVP es el problema de iluminación que ocurre al capturar la hoja (objeto). En condiciones de poca iluminación, a diferencia de la información de color y textura, el patrón de forma permanece igual y, por lo tanto, puede contribuir al sistema de identificación de baja visión. El método propuesto se implementa y evalúa con varios conjuntos de datos de hojas de plantas diferentes: conjunto de datos de hojas de Flavia [36], conjunto de datos de hojas de 100 especies de plantas [19], base de datos de imágenes de hojas suecas [29], conjunto de datos de hojas de Intelligent Computing Laboratory [13] y conjunto de datos de hojas enfermas [26].

El resto del artículo está organizado de la siguiente manera. En la Sección II, se analiza la construcción detallada de la curva de perfil de forma AVP y sus características. En la Sección III, se cubren los parámetros AVP y su correspondencia. En la Sección IV, se presenta la arquitectura móvil propuesta. En la Sección V, se destacan los resultados y las comparaciones con el estado del arte y, finalmente, en la Sección VI, se presentan las conclusiones.

2 La representación de la proyección de vista angular (AVP)

La forma de un objeto es el límite externo o el contorno del objeto utilizado para describirlo matemáticamente. En otras palabras, la forma es un conjunto de puntos, $S = \{S_1; S_2; \dots; S_p\}$ tales que estos puntos p forman colectivamente una curva α , donde $\alpha: S \rightarrow \mathbb{R}^2$. Aquí, d es la dimensión que generalmente se toma como dos en el caso de la forma 2D. Por lo tanto, una hoja de planta 2D se puede modelar como: $\alpha(t)$, donde $\alpha(t) = (x(t), y(t))$ y (x, y) son las coordenadas 2D en el espacio de forma [11] en la instancia t . El principal desafío en la identificación de hojas de plantas es segmentar la imagen de la hoja a partir de un fondo complejo seguido de la extracción de la forma del límite para representarla en S . Al trazar el contorno de la hoja en una dirección, ya sea en el sentido de las agujas del reloj o en sentido contrario, desde un punto fijo, se forma una curva de forma única α [34]. La representación de la forma y el análisis métrico en dicho espacio son capaces de cuantificar dos formas diferentes. En el plano 2D, una forma es invariante de las transformaciones, es decir, rotación, escala y traslación. Por ejemplo, si hay una forma α en un espacio de forma no lineal, S y después de trasladar la forma se transforma a α' en el mismo espacio, entonces porque no afecta la forma del objeto sino que solo se traslada. Esto puede $\alpha' = \alpha \circ T$ representarse matemáticamente como: $\alpha' = T[\alpha] = \alpha'$, es decir, $\alpha' = T[\alpha] = \alpha'$, donde T es una función de traslación $\alpha \rightarrow \alpha'$. De manera similar, es cierto para la rotación y el escalado de un objeto en el plano. Es decir, la rotación R y el escalado S son invariantes por naturaleza, $\alpha' = S[\alpha] = \alpha'$ y $\alpha' = R[\alpha] = \alpha'$; dependiendo de las muestras por las que se cambia la dimensión del espacio, α cambiará.

2.1 Curva AVP

La imagen de la hoja de entrada, digamos I_{leaf} , se captura utilizando un dispositivo móvil con una resolución β en el espacio de color \mathbb{R}^3 (puede ser una imagen en color, en escala de grises o binaria). Esto plantea muchos desafíos para los investigadores que trabajan en el campo del procesamiento de imágenes (IP) y CV, como la segmentación. Por lo tanto, para analizar una hoja de planta y superar estos desafíos, independientemente de las condiciones de iluminación, la hoja 2D se proyecta sobre la curva de perfil de forma AVP única 1D propuesta en S .

Pero antes de realizar la transformación de la curva del perfil de forma AVP, la imagen de entrada se preprocesa, lo que incluye binarización y normalización para que sea invariante en la traducción. La imagen en color o en escala de grises se transforma en una imagen binaria al pasarla por un umbral de 2 niveles, $\lambda = [\lambda_{min}, \lambda_{max}]$, como se describe en la ecuación 1. En caso de que la hoja se mantenga aislada contra un fondo constante (Fig. 1a), el umbral ($\lambda_{min} = \lambda_{max}$) actúa de manera similar al umbral de Otsu [23].

$$I_{leaf} \rightarrow \begin{cases} 1 & \text{if } \lambda_{min} \leq I_{leaf}(x, y) \leq \lambda_{max} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad \text{más } y \in [0, 255]; x, y \in [0, 255]$$

En la Fig. 2, I_{leaf} es la imagen de hoja capturada de entrada (Fig. 2a) que puede ser coloreada o gris e I_{bw_leaf} es su imagen λ (Fig. 2b). La Figura 2c muestra el histograma de la Fig. 2a con umbral mínimo y máximo, transformando los bins de I_{leaf} a I_{bw_leaf} , es decir, [0 255] a [0 1].

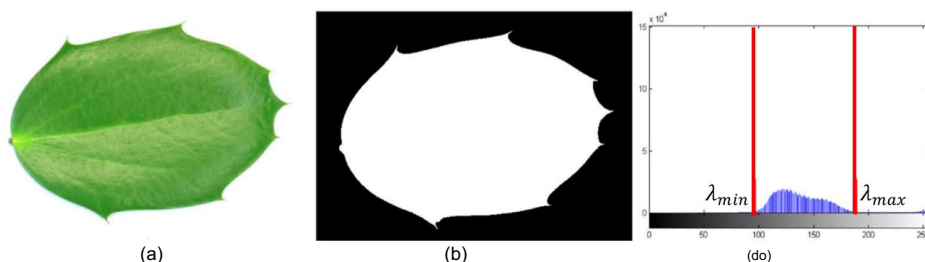


Fig. 2 Imagen de hoja coloreada y su imagen binaria: (a) Hoja normal, *lleaf* [36], (b) imagen binaria, *lbw_leaf*, y (c) histograma para decidir λ

Además, *lbw_leaf* se recorta a una resolución estándar β' con una dimensión ($x' \times y'$) que consta solo hoja, como se muestra en la figura 3b. Esto reduce el cálculo y conserva la forma de la hoja. información de fondo ruidoso no deseado. Basado en los píxeles blancos externos, es decir $lbw_leaf(x, y)=1$, se define el algoritmo de recorte, Fig. 3. La representación matemática lo mismo se formula en la ecuación 2, donde *lcrop_leaf* es la imagen de la hoja recortada transformada de *lbw_leaf* tal que $(x, y) \geq (x', y)$.

$I_{hoja_de_cultivoA: C; B: D}$

$$1 \frac{1}{4} \text{ si } y_o \text{ hoja } bw \text{ } \delta \text{ } \frac{1}{4} \frac{1}{4} A; : 1 \& I_{bwleaf} \text{ } \delta \text{ } \frac{1}{4} \frac{1}{4} ; B \quad 1 \& I_{bwleaf} \text{ } \delta \text{ } \frac{1}{4} \frac{1}{4} C; : 1 \& I_{bwleaf} \text{ } \delta \text{ } \frac{1}{4} \frac{1}{4} ; D$$

$$\delta 2p$$

Ahora se aplica la transformación de la curva del perfil de forma AVP en *lcrop_leaf*, como en la Fig. 4. A partir de cuatro Diferentes ángulos de visualización del shapelet proyectado en S1, como se muestra en la figura 4b–e, completa la forma perfil. Por lo tanto, el perfil AVP de longitud ($2x'+2y'=2(x'+y')$) varía dentro del intervalo $[0 \text{ máx}(x',y')]$, En sentido horario o antihorario. En la figura 4, el *lcrop_leaf* 2D se transforma en un AVP 1D. curva de perfil de forma para $x'=y'=100$, es decir, el eje x y el eje y en la Fig. 4b–e son las instancias de tiempo y amplitud en direcciones respectivas.

En la Fig. 4a, las líneas de puntos muestran el intervalo de muestreo para la proyección T de la vista superior ($= 90^\circ$), como en la Fig. 4b. El intervalo de muestreo puede variar según el costo computacional del dispositivo de procesamiento, pero aumentarlo comprometerá el perfil de forma. De manera similar, vista izquierda L Las proyecciones de la vista inferior B ($=180^\circ$), la vista inferior B ($=270^\circ$) y la vista derecha R ($=0^\circ$) se muestran en

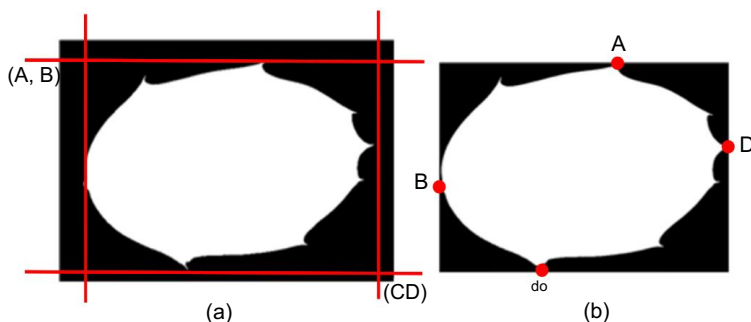


Fig. 3 (a) *lbw_leaf* con píxeles de contorno y (b) hoja recortada, *lcrop_leaf*

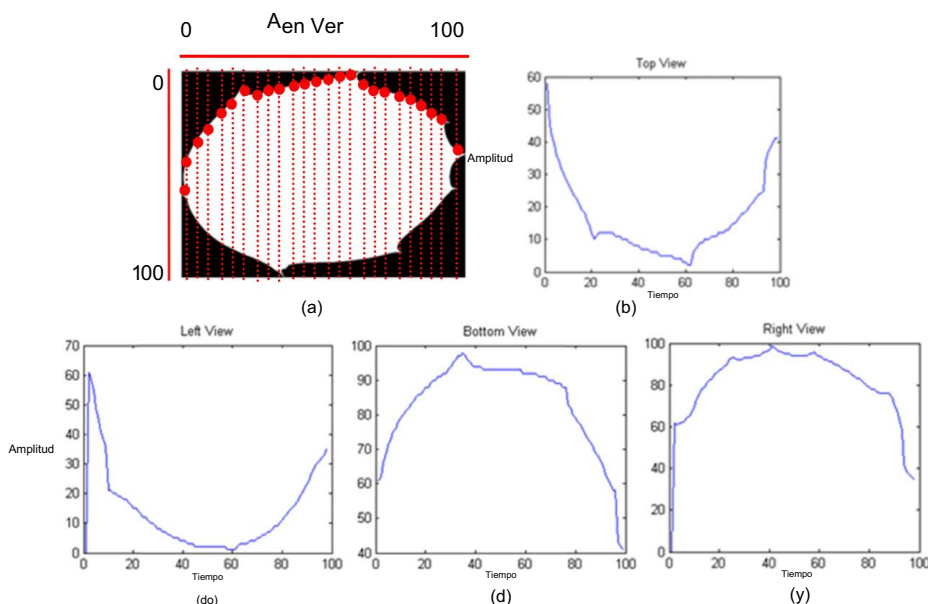


Fig. 4 (a) lcpof_leaf se muestrea para proyección de vista superior, (b) curva de proyección de vista superior, (c–e) otras tres vistas proyecciones

Fig. 4c–e, respectivamente. El perfil de forma AVP completo de lleaf es el conjunto de estas cuatro vistas angulares, juntos en una serie continua {T, L, B, R}, como se muestra en la Figura 5. La combinación debe estar en un orden: en el sentido de las agujas del reloj o en el sentido contrario, para mantener la simetría en el perfil de la forma. El AVP Los perfiles, que se muestran en las figuras 5b–c, están en orden antihorario: arriba a la izquierda, abajo a la derecha (TLBR) y (T'L'B'R') Las proyecciones de la Fig. 5a, respectivamente. Las líneas de puntos en la Fig. 5 muestran las diferentes vistas en ángulo. y las estrellas rojas y verdes son los máximos y mínimos de la curva AVP, respectivamente. Estas estrellas Puede usarse además para analizar la firma de la forma de la hoja con respecto al máximo y el mínimo.

Los ángulos se seleccionan de tal manera que puedan ver un rango de $[0^\circ \ 180^\circ]$ en una sola espectro de vista. Supongamos, en la figura 5a, que R es la vista derecha de lleaf en la orientación cero y si lleaf es girado 45° , la vista derecha cambia a R'. De manera similar, se calculan otras vistas. Para representar una curva de perfil de forma AVP completa $[0^\circ \ 360^\circ]$, se necesitan tales formas y, por lo tanto, en nuestro Se prefieren los experimentos de 90° , 180° , 270° , 360° . En la Sección V, se detalla la comparación detallada Se muestra entre 0 y 45° .

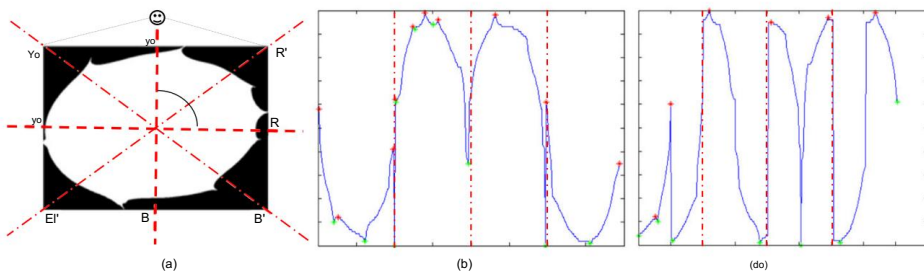


Fig. 5 (a) Diferentes ángulos de proyección de visión, (b) Curva de perfil de forma AVP de lleaf en orientación de 0° y (c) lleaf a 45° Orientación. El cambio brusco en ambos perfiles son los puntos de unión de dos formas para formar la forma completa. perfil

La curva AVP se utiliza también en la clasificación o agrupamiento de formas. En general, se espera que la recuperación de imágenes basada en formas tenga propiedades invariantes de RST. Dado que la imagen de la hoja se recorta a un formato estándar que solo tiene hojas y ningún espacio en 2 para traducir, es invariante en la traducción. Pero para escalar y rotar, la curva AVP necesita procesarse más a fondo antes de pasar al entrenamiento y prueba del clasificador.

2.2 Normalización de escala

Como se discutió anteriormente, la forma es el conjunto de puntos límite en un perfil con intervalo regular, dependiendo del tamaño del objeto. El tamaño es básicamente el cambio en los puntos de muestra y su amplitud. Supongamos que una hoja de planta $lleaf$ con forma $aleaf$ y tamaño $(x'y')$ tiene puntos de muestra, $S_1; S_2; \dots S_p$. Entonces, si el tamaño se transforma a $(x''y'')$, de modo que $((x'y') > (x''y''))$, en caso de muestreo descendente, el conjunto de muestra S se reduce a S_0 donde $S_0 \propto S$. Por lo tanto, $lleaf$ se escala a $lleaf'$ por un factor S_{sc} , es decir, $lleaf' = S_{sc}[lleaf]$ entonces $aleaf \neq aleaf'$. Para hacer que estas dos curvas de forma AVP sean idénticas, $lcrop_leaf$ se normaliza a un tamaño estándar $(u \times v)$. Nótese que, cuanto menor sea (u, v) , menor será el costo computacional. Pero esto compromete la precisión. Por lo tanto, se deben optimizar la precisión y el costo computacional. En la Fig. 6a, se muestra la hoja original, $lleaf$ de tamaño (1200×1600) y su AVP correspondiente en la Fig. 6d. En la Fig. 6b, la misma hoja se escala a la mitad de la original y su AVP correspondiente se muestra en la Fig. 6e. Ambas curvas son similares excepto el número de muestras y la amplitud.

2.3 Invariante de rotación

Dado que al rotar la hoja (Fig. 6c) se modifica el perfil AVP (Fig. 6f), no se trata de una transformación invariante a la rotación. Por lo tanto, si se rota $lcrop_leaf$ en una dirección fija de modo que la curva del perfil de forma AVP sea la misma para todas las condiciones, se convierte a AVP en una transformación invariante a la rotación, como se muestra en la Fig. 7.

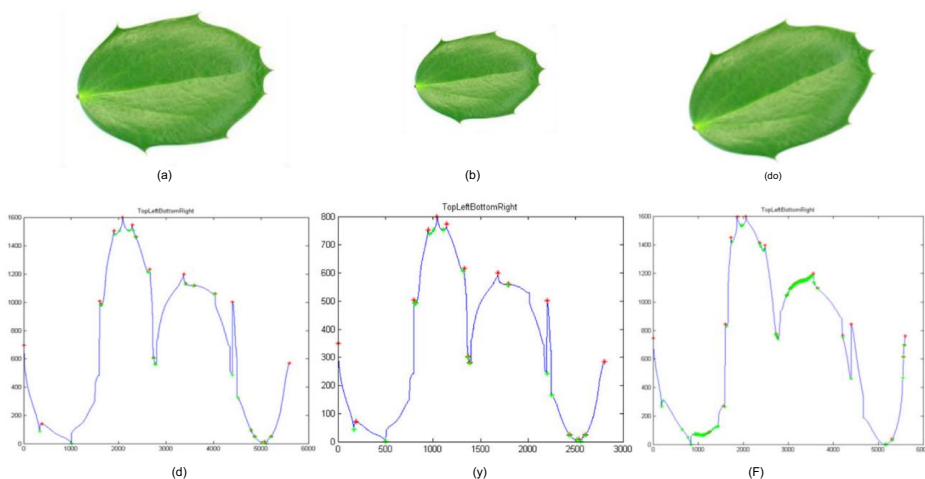
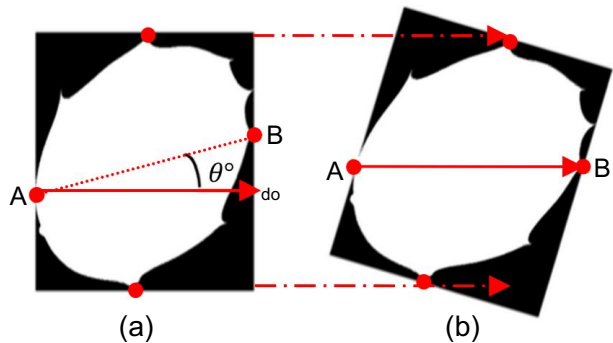


Fig. 6 Muestreo descendente de la curva AVP: (a) $lleaf$, (b) $lleaf$ rotada con 6° , (d–f) AVP de (a–c) respectivamente

Fig. 7 (a) Versión binaria de 6(c), (b) rotada por un ángulo, θ°



Para resumir, supongamos que I_{leaf} es la imagen de hoja de entrada con resolución $(x \times y)$, entonces la forma AVP perfil, ξ se puede definir utilizando la ecuación 3:

$$y_0 \delta \xi I_{leaf} \frac{1}{4} AVP_{min} \quad Ssc \ T \ I_{leaf} ; p; x_0 ; \quad \begin{matrix} x \\ y \end{matrix} ; \quad i \quad el \quad \delta 3p$$

A partir de los resultados experimentales (Sección V), el algoritmo AVP propuesto logra las siguientes ventajas: (i) más preciso y robusto, (ii) eficiente y menos complejo, (iii) invariante al RST y al ruido, y (iv) óptimo para dispositivos móviles.

3 parámetros AVP y correspondencia

Cada I_{leaf} se representa mediante un perfil de forma AVP invariante RST confiable y robusto para la coincidencia. El factor importante en el reconocimiento de hojas es representar de manera única la hoja en $S1$. Por lo tanto, la precisión depende directamente del nivel de unicidad de la curva de forma. En esta sección, aplicamos la compacidad de DCT 1D sobre la curva de forma AVP 1D y realizamos la operación de coincidencia. La sección también analiza varios parámetros y la complejidad de la transformada AVP.

3.1 Extracción de características de AVP

La extracción de características es un fenómeno de reducción de dimensión que transforma la forma de la hoja en un conjunto reducido de características llamado vector de características. El vector de características es responsable de representar la información correcta extraída de I_{crop_leaf} . En este artículo, se utiliza AVP 1D como entrada para la extracción de características, transformada en una suma de funciones coseno a diferentes frecuencias para superar los cambios menores causados por patógenos. Dado que DCT es un caso especial de Transformada de Fourier Discreta (DFT) con solo números reales, existen ocho variantes diferentes de DCT, de las cuales cuatro son muy comunes en el procesamiento de señales. En la tecnología de la comunicación y la información, se utiliza para almacenar y transmitir datos 1D o 2D, como voz e imágenes, debido a su naturaleza de compacidad energética. DCT es una transformación computacional rápida, en comparación con DFT y DWT. Separa la señal en subbandas de diferentes frecuencias en el dominio de la frecuencia. DCT comprime el contenido de energía de la señal a sus primeros coeficientes y disminuye continuamente hasta el último coeficiente. Aquí, en este artículo

se formula como se muestra en la ecuación 4 y su inversa se da en la ecuación 5. Esto se conoce como DCT-II.

$$\text{DCTk } \frac{1}{4} w k \times \frac{N-1}{4} \text{ AVPicos } \frac{\text{pag}}{N} \frac{1}{2} a \frac{1}{2} a \quad (4)$$

$$\text{IDCTi } \frac{1}{4} w k \times \frac{N-1}{4} \text{ AVPicos } \frac{\text{paquete}}{\text{norte}} \frac{2i \text{ p } 1}{2} \quad (5)$$

$$\text{donde } w k \text{ p } \frac{1}{4} \quad \begin{matrix} 8 \\ \times \\ \frac{1}{2} \\ \times \end{matrix} \quad \begin{matrix} 1 \\ N^{\circ} \\ 2 \\ N^{\circ} \end{matrix} \quad \begin{matrix} 9k \text{ } \frac{1}{4} \text{ } 1 \\ ; \\ 2 \leq k \leq N \\ ; \end{matrix} \quad (6)$$

N es la longitud de AVP, e $i, k = \{1, 2, \dots, N\}$. Nótese que la longitud de DCT y AVP son iguales. Debido a su transformada lineal y naturaleza invertible, la forma de la hoja se reconstruye con menos error producido por el fenómeno de Gibbs [32]. La DCT de la hoja en la Fig. 5a con su curva AVP en la Fig. 5d se muestra en la Fig. 8. Aquí, en la Fig. 8a, el espectro de DCT se extiende a $2(u+v)$, donde, $u=v=100$. En la Fig. 8b, se presenta la contribución energética de los coeficientes en DCT, FFT y DWT. Analizando el espectro de DCT, el primer coeficiente tiene la energía máxima con la mayor contribución y el resto están disminuyendo hacia cero. Para justificar la afirmación anterior, la distribución de energía de DCT se calcula utilizando la Ec. 7 y encontramos que el 96,97 % de la energía, EDCT está dada por los primeros 10 coeficientes y el resto se suma solo al 3,08 %. Es decir, si los coeficientes se incrementan a los primeros 20, la distribución de energía es del 98,71 %, es decir, una mejora de la energía de solo +1,74 % pero la dimensión aumenta en +10, lo que es un aumento drástico en la complejidad computacional, como se tabula en la Tabla 1. Por lo tanto, el espectro DCT se puede reducir de $2(u+v)$ a sus primeros coeficientes sin perder ninguna información importante, optimizando en última instancia el costo computacional.

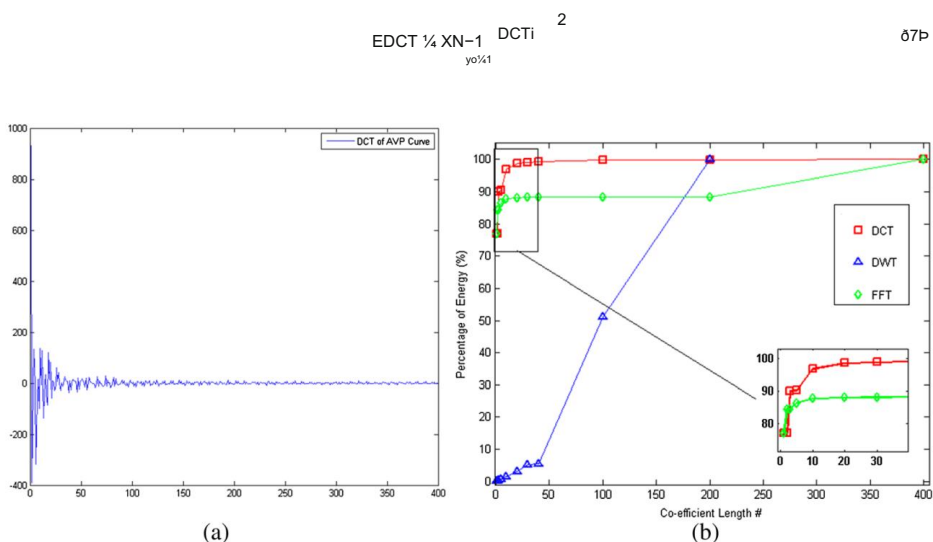


Fig. 8 (a) Espectro DCT completo y (b) Distribución de energía de los coeficientes DCT, DWT y FFT

Tabla 1 Distribución de energía DCT y optimización de la longitud de las características

#(DCTk)	ETCD (%)	Relación
1	76,98	76,98
2	76,99	38.495
3	90.06	30.02
5	90,40	18.08
10	96,97	9.697
20	98,71	4.935
30	98,95	3.298
40	99,29	2.482

En la Tabla 1, una relación de optimización entre la energía EDCT y la dimensión del espacio de características #(DCTk) es calculado. La relación muestra cómo un aumento en la dimensión de AVP-DCT aumenta la complejidad pero la contribución a la ganancia de energía se reduce drásticamente. El equilibrio óptimo entre #(DCTk) es 3 con EDCT=90.06 pero incluso si #(DCTk)=1, EDCT es más de 3/4 de la energía total de DCT.

Por lo tanto, para representar correctamente lleaf, sólo son suficientes los primeros coeficientes κ . Ahora bien, estos coeficientes κ El vector se pasa a través de PCA para optimizarlo aún más antes de la clasificación. PCA, un

La transformación de reducción de dimensión no supervisada maximiza la varianza del vector de entrada proyectado DCT κ formando PCA κ en el espacio PCA, reduciendo aún más el espacio de características para la clasificación.

3.2 Coincidencia de AVP

Como se propuso, cada forma de hoja 2D en nuestra base de datos está representada por PCA κ de 1D de AVP-DCT de la curva de perfil de forma. Conserva las propiedades de forma locales y globales de la hoja de entrada para reconocimiento preciso.

La mayoría de las investigaciones sobre recuperación de similitud de formas se centran en la recuperación de imágenes basada en formas. predecir los primeros objetos posibles similares a la imagen de consulta [1, 9, 12, 19, 20, 33, 34]. En este

En este artículo se utiliza un clasificador no paramétrico simple conocido de k vecinos más cercanos (k-NN)

Reconocer la especie vegetal actual. La hoja se clasifica en la clase de la mayoría de las vecinas.

entre los k vecinos más próximos. El algoritmo para el clasificador k-NN es simple y se describe como: (i)

Calcular la distancia para cada instancia etiquetada en la base de datos con la muestra de consulta, (ii) ordenar la

distancias en secuencia creciente, y (iii) seleccionar los primeros k para la votación por mayoría. Por lo tanto,

La complejidad del clasificador k-NN depende directamente de la longitud de la característica utilizada y del tamaño de la

conjunto de datos de entrenamiento. Es decir, si N_{train} es el tamaño del conjunto de datos de entrenamiento y $N_{feature}$ es el vector de características longitud ($N_{característica}=\{1, \dots, x\}$) entonces la complejidad computacional de k-NN será $O(kN_{train}N_{feature})$.

3.3 Complejidad computacional

En el reconocimiento de formas, el costo computacional se calcula como la suma del costo requerido para Extracción de características y tiempo necesario para la clasificación. Extracción del perfil de forma AVP de La resolución ($x \times y$) con $2(u+v)$ puntos de contorno requiere un coste de cálculo $O(uv)$. De la ecuación 4, $uv=N$, y por lo tanto, $O(uv)=O(N)$. La extracción de características de la forma del AVP mediante DCT requiere $O(N \log 2N)$. Por lo tanto, el costo computacional total requerido para formar el perfil de forma AVP y aplicarlo La DCT para encontrar los coeficientes es $O(N)+O(N \log 2N)=O(N \log 2N)$. En el extremo de la clasificación, La complejidad temporal requerida para k-NN es $O(kM)$, donde k es el número de vecinos más cercanos y

$M=(N_{train}N_{feature})$ es el conjunto de datos utilizado para la clasificación. Si $k=1$, la complejidad se reduce a $O(M)$. Por lo tanto, la complejidad temporal total involucrada en nuestro sistema propuesto es $(O(N \log 2N) + O(M))$ y si M se reduce en un 25 %, la complejidad se ve afectada directamente, lo que lo hace adecuado para el almacenamiento y el cálculo en dispositivos móviles.

3.4 Propiedades de la representación AVP

El perfil de forma AVP propuesto puede resolver muchos problemas de minería, como la visualización, la representación y la recuperación de anomalías, pero, como limitación, el artículo se centra en la identificación de hojas en diferentes condiciones de rotación y escala. El método AVP propuesto tiene las siguientes propiedades clave que lo hacen más adecuado para el sistema de identificación de imágenes de hojas móviles en tiempo real.

3.4.1 Información global

La información global de una hoja es la información que separa dos hojas entre sí. Por ejemplo, dos formas pueden tener la misma deformación local aunque sean globalmente diferentes, como un círculo y una elipse, y por lo tanto pueden clasificarse erróneamente. Por lo tanto, AVP proyecta toda la información global posible obtenida en el perfil de forma de hoja AVP completo desde todas las vistas diferentes utilizando DCT_k, como se muestra en la Figura 6.

3.4.2 Concavidades poco profundas

Las concavidades superficiales se manejan fácilmente utilizando AVP, como en la Fig. 9a, lo que es difícil en el caso de CCD [34] si el punto central está en 'A'. A diferencia de CCD o cualquier otro algoritmo existente, AVP no pasará por alto las concavidades en la hoja y al menos en uno de los shapelets se capturará.

Considerando que, el perfil de forma AVP de una hoja con concavidad superficial profunda puede pasarse por alto, marcado con una elipse punteada en la Fig. 9b, y por lo tanto, puede ser el alcance futuro del artículo.

3.4.3 Invariancia RST

Como se mencionó anteriormente, al rotar un objeto se produce un cambio circular hacia un perfil de forma AVP que se detecta y corrige fácilmente utilizando una orientación estándar (Fig. 7) antes del mapeo AVP.

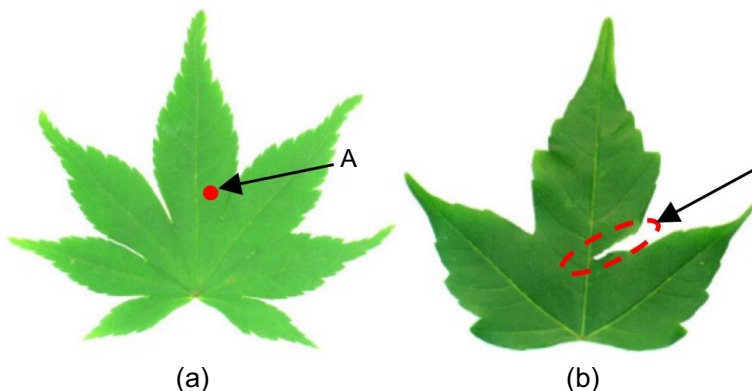


Fig. 9 (a) Concavidades superficiales y (b) profundas en imágenes de hojas

De manera similar, el tamaño de un objeto no cambia la curva AVP excepto la amplitud y, por lo tanto, se escala a un tamaño estándar, es decir ($u \times v$). Por último, la *lleaf* se transforma en *lcrop_leaf*, para que la ventana sea tan pequeña como la hoja. Esto la hace invariante en cuanto a la traducción.

3.4.4 Oclusión parcial

Una oclusión menor causada por el ataque de una enfermedad o un insecto no altera la curva AVP, como se muestra en las figuras 10a-c. Sin embargo, si se destruye una porción importante de la hoja, la AVP cambiará y se comportará como una nueva forma, como se muestra en la figura 10d. La AVP incluye cuatro formas desde diferentes ángulos de visión, por lo que si una sola vista se daña, la DCT se encarga de eso. Por lo tanto, un daño del 10-20 % no altera la característica AVP-DCT y los resultados son aproximadamente los mismos; los detalles se analizan en la Sección V.

3.4.5 Baja visión

Si bien la textura y la información de color de la hoja dependen directamente de las condiciones de iluminación en las que se captura, la información de forma es tolerante a la luz. El perfil de forma AVP mapea la curva 1D en función de la apariencia externa de la hoja, que es visible incluso con poca iluminación. Por lo tanto, el método propuesto es robusto para imágenes móviles de baja visión.

Supongamos que una escena de robots agrícolas que se desplazan por un campo agrícola para controlar los cultivos y los patógenos que los atacan se captura en malas condiciones de iluminación, con una forma incompleta y sin una textura adecuada visible. En ese caso, todos los algoritmos existentes fallarán. Pero AVP transforma la información de la forma para identificar las especies, en tiempo real y en un escenario real sin ninguna configuración de laboratorio.

4 Arquitectura móvil propuesta

En el mundo tecnológico actual, los dispositivos móviles son capaces de realizar tareas de computación de CV como la identificación automática de hojas [15, 33]. Android es un sistema común y adoptable para la guía de campo móvil que utilizan tanto los agricultores como el público en general. Los dispositivos móviles están limitados en cuanto a RAM, potencia de procesamiento, ancho de banda y dependen de la batería, por lo que los algoritmos son limitados. Por lo tanto, la arquitectura está diseñada teniendo esto en cuenta.

La arquitectura móvil propuesta para el sistema de detección automática de hojas utilizando el perfil de forma AVP se analiza y se muestra en la figura 11. La arquitectura se divide en tres módulos: preprocesamiento, extracción de características y comparación. Cada módulo es eficiente y rápido para ejecutarse directamente en el móvil, con soporte informático (servidor) si es necesario. El agente del sistema monitorea

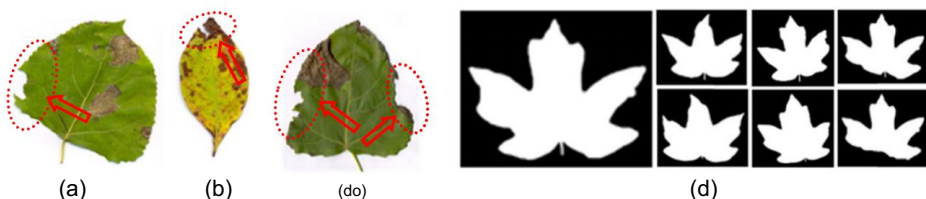


Fig. 10 Forma de la hoja dañada debido al ataque de una enfermedad [26]: (a) vista izquierda dañada, (b) vista superior dañada, (c) vista izquierda y derecha dañadas y (d) conjunto de datos de hojas incompleto (hasta un 40 % distorsionado) [19]

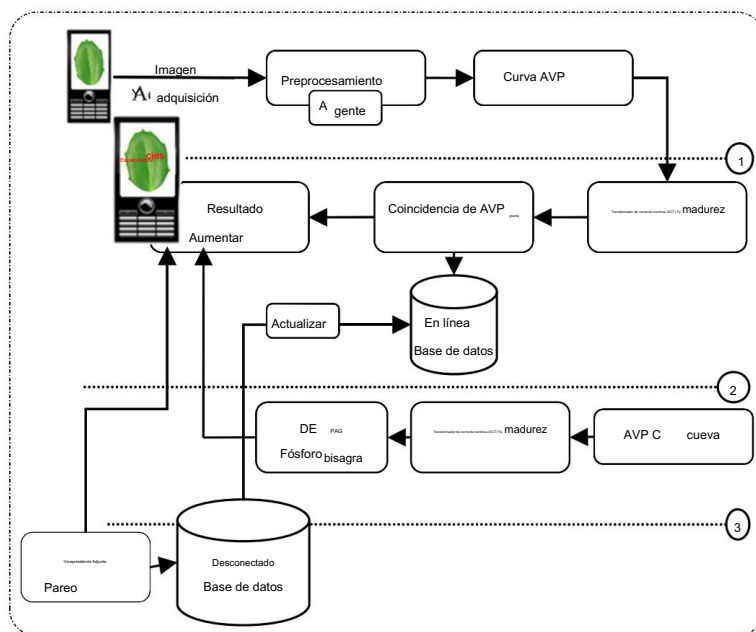


Fig. 11 Arquitectura móvil para el sistema de identificación de especies de plantas propuesto

la salud del móvil, como la batería, la potencia de procesamiento, la RAM y el ancho de banda y, posteriormente descarga algunos de los procesos al servidor a través del canal de comunicación inalámbrica disponible: 2G, 3G, LTE o Wi-Fi, lo que sea más rápido y esté disponible en ese momento. En el sistema que proponemos, ambos se diseñan interfaces en línea y fuera de línea. Si el cálculo requiere más potencia, el módulo se transmite al servidor a través de Wi-Fi (en nuestro caso) y revierte el resultado en la pantalla la misma conexión TCP. La información textual 2D se amplía sobre la hoja capturada en tiempo real. Esta tecnología se llama transparencia móvil.

Como en la Fig. 11, el preprocesamiento siempre se realiza en el dispositivo móvil y el resto se decide por el agente en el móvil, monitoreando la salud. Aquí, en esta arquitectura, se presentan tres escenarios considerados: (1) ejecutar todo en el dispositivo móvil, (2) realizar el preprocesamiento en el dispositivo móvil y el resto se descargan en un servidor remoto y (3) extraen características en el dispositivo móvil y las transmiten sólo el vector de características al servidor para su clasificación, como se indica en la figura 11.

5 Resultados y comparación con otros métodos

En esta sección se presenta la propuesta de sistema biométrico automatizado de baja visión basado en dispositivos móviles AVP. Se evalúa el sistema y se compara con diferentes métodos y conjuntos de datos existentes. El sistema se evalúa utilizando Matlab R2013b y luego se traslada a la plataforma Android para Prueba de dispositivo real.

5.1 Conjunto de datos y evaluación del rendimiento

Como se mencionó anteriormente, los detalles numéricos de cinco conjuntos de datos diferentes utilizados en este documento para Los experimentos y validaciones del sistema propuesto se muestran en la Tabla 2 a continuación. Aquí, todos

Tabla 2 Conjuntos de datos utilizados

S. Núm.	Conjunto de datos	Clases	Muestras	Tipo	Cifra
1	Conjunto de datos de hojas de Flavia [36]	32	1907	Color	12(a)
2	Conjunto de datos de 100 hojas de plantas [19]	100	1600	Bianco y negro	12(b)
3	Base de datos de hojas suecas [29]	15	1125	Gris	12(c)
4	Conjunto de datos de hojas del ICL [13]	220	5720	Color	12(d)
5	Conjunto de datos de hojas enfermas [26]	5	297	Color	12(e)

Todos los conjuntos de datos se recopilan en un fondo constante aislado. Para las pruebas, se implementan los algoritmos y Ejecutado en CPU i5-2300 de 2,80 GHz y 3 GB de RAM con sistema operativo Windows7 de 32 bits

Los conjuntos de datos están disponibles públicamente, excepto el último conjunto de datos de hojas enfermas capturado utilizando diferentes dispositivos móviles de alta resolución. Las imágenes de muestra de todos los conjuntos de datos, una muestra por especie, se muestran en la figura 12.

Para el análisis del rendimiento, se utiliza la validación cruzada n-fold, donde cada conjunto de datos se divide en n pliegues y a la vez se utiliza un solo pliegue para probar y el resto para entrenar. Aquí, se toma n como diez. Esto se aplica a todos los conjuntos de datos para calcular la precisión de la matriz de confusión. En esta sección, cada conjunto de datos individual se compara con otros métodos existentes y sus Se discuten el análisis del rendimiento.

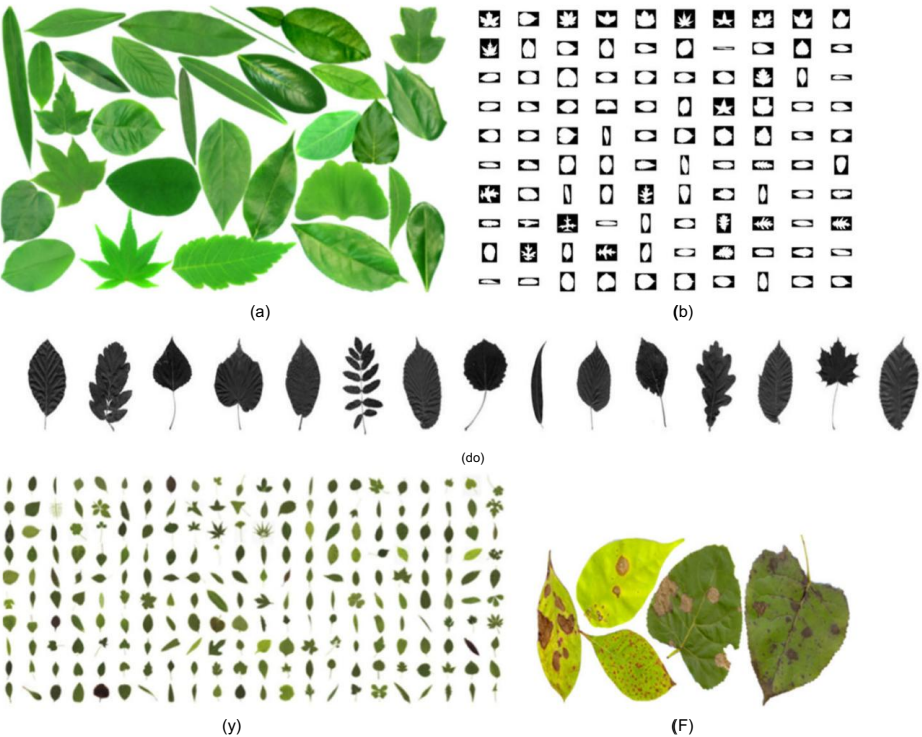


Fig. 12 Conjuntos de datos: (a) Conjunto de datos de hojas de Flavia [36], (b) Conjunto de datos de hojas de 100 plantas [19], (c) Base de datos de hojas sueca [29], (d) Conjunto de datos de hojas ICL [13] y (e) Conjunto de datos de hojas enfermas [26]

1. Conjunto de datos de hojas de Flavia

El primer conjunto de datos utilizado en este artículo es el conjunto de datos de hojas Flavia [36]. El conjunto de datos Flavia es muy popular y utilizado por muchos investigadores en el diseño de varios métodos para la identificación de plantas. En la Tabla 3, la comparación de precisión de la representación de convexidad y concavidad en múltiples escalas (MCC) [2], representación del área del triángulo (TAR) [3], distancia interna (IDSC) [18], longitudes de los lados del triángulo y representación angular (TSLA) [21], altura ARCH multiescala (MARCH) [33] con la propuesta. Se muestra el método AVP en el conjunto de datos de hojas de Flavia. La Figura 12a muestra la muestra del conjunto de datos de Flavia con 32 especies diferentes.

Como se ve en la Tabla 3, la precisión del enfoque propuesto es comparativamente mejor que todos los demás. otros métodos existentes. El método MARCH [33], con la máxima precisión, fue superado por La DCT propuesta de la curva de perfil de forma de AVP. El experimento también se lleva a cabo con diferentes clasificadores en diferentes longitudes de características, consulte la Figura 13. Los clasificadores involucrados son Bayes ingenuo (NB), optimización mínima secuencial (SMO), k-NN, metaclassificador y Bosque aleatorio (RF). Todos son de naturalezas diferentes. En la figura 13, tanto k-NN como RF son. El rendimiento es bueno, pero la complejidad computacional de RF es un poco alta en comparación con la anterior. Uno de ellos es el motivo por el que se ha elegido el clasificador k-NN para dispositivos móviles. Como la longitud de la característica aumenta, la tasa de error para estos dos clasificadores sigue siendo marginal mientras que, en otros clasificadores, Cambia drásticamente. La precisión se mide utilizando la validación cruzada de 10 veces y, por lo tanto, da como resultado una precisión del 97,95 %, como se muestra en la ventana ampliada de la Fig. 13.

Se grafica el experimento detallado sobre el conjunto de datos de hojas de Flavia con longitud de vector de características variable. en la Fig. 14. Como en la Fig. 14, la clasificación de k-NN con k=1 para la longitud del vector #1 da la mejor resultado, en términos de precisión y complejidad.

De la figura 14, podemos ver que incluso el 15 % del conjunto de datos de Flavia es capaz de producir 90,113 % de precisión con k=1, mientras que con el 25 % del conjunto de datos es del 95,2 %, 50 % de El resultado del conjunto de datos es 96,875 % y al 80 % es 98,8024 %. Se puede ver que incluso para En el 25 % de los conjuntos de datos los resultados son mejores que otros métodos existentes (Tabla 3), reduciendo el complejidad de clasificación.

En el análisis, se experimentó la curva AVP en diferentes tamaños estándar (ancho × alto) y se También se probó en una proyección de vista de 45° (Fig. 15), como se discutió en la Sección II. Aquí, en Fig. 15a, el tamaño se estableció en (64×64), (100×100) y (110×110) para experimentar. rendimiento con diferentes tamaños de imagen y descubrió que (64×64) supera a todos los demás. Mientras que el cambio de precisión entre un ángulo de visión de 0° y 45° es muy marginal y De esta forma, se puede utilizar cualquier proyección de ángulo de visión para la identificación de hojas.

El experimento también se realizó para validar el papel del PCA sobre el AVP-DCT. Compacidad. Mejora el proceso de toma de decisiones y reduce el espacio de funciones. dimensión. Como en la Fig. 16, el PCA en AVP-DCT tiene un mejor rendimiento, seguido por el AVP-DWT. AVP-DCT sin PCA, AVP-DWT sin PCA y por último curva de perfil de forma AVP.

Tabla 3 Tasas de precisión para Flavia
conjunto de datos de hojas [36]

Métodos	Largometraje	Exactitud (%)
CCM [2]	1280	84,93
ALQUITRÁN [3]	867	85.03
CISD [18]	12288	88.11
TSLA [21]	2400	93,53
MARZO [33]	98	96,15
Propuesta de AVP+DCT	1	97.9592

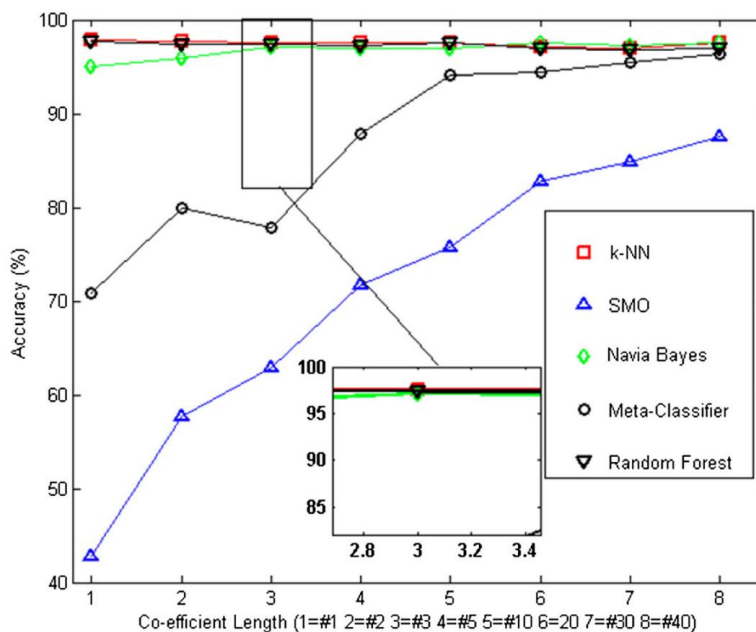


Fig. 13 Comparación de precisión para el conjunto de datos de hojas de Flavia con diferentes clasificadores (mejor resultado k-NN)

El perfil de forma AVP en sí mismo proporciona una precisión del 81,8727 % con una longitud de vector n.º 400 para (100 × 100) y del 60,1441 % con n.º 40.

2. Conjunto de datos de 100 hojas

de plantas El conjunto de datos de 100 hojas de plantas es el segundo conjunto de datos más grande con 16 muestras para cada una de las 100 especies diferentes utilizadas. Es un conjunto de datos binarios de forma de hoja recopilados de Royal Botanic Gardens, Kew, Reino Unido, como se muestra en la Figura 12b. Adoptando la misma evaluación de desempeño de validación cruzada n-fold, el conjunto de datos se compara con los algoritmos de descriptor de Fourier, forma-textura [4] y cortes de cadena jerárquicos (HSC) [35], como se muestra en la Tabla 4.

El método de forma-textura [4] extrae características de una firma de contorno de una hoja y las clasifica utilizando la medida de divergencia de Jerey que da como resultado un 81,1 % de precisión.

A diferencia de [4], la curva de perfil de forma de AVP se reduce a los primeros coeficientes de PCA y, por lo tanto, reduce la complejidad de la clasificación. Nuestro enfoque logra una precisión del 95,19 % para 100 especies en blanco y negro con una validación cruzada de 10 veces.

3. Conjunto de datos de hojas suecas

También se prueba el rendimiento de AVP de otro conocido conjunto de datos de hojas sueco y se compara con IDCS, MCC, TAR, representación simbólica, descriptor de Fourier, TSA y

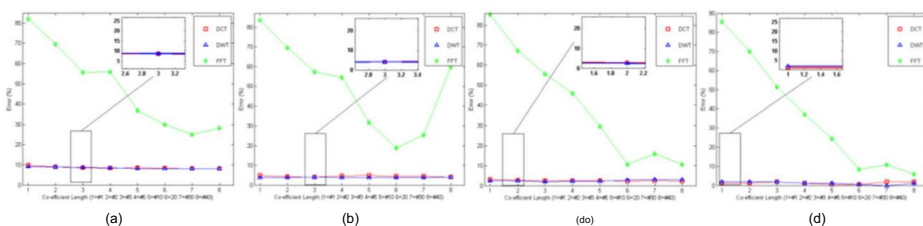


Fig. 14 Clasificador k-NN en: (a–d) 15, 25, 50 y 80 % del conjunto de datos de Flavia, respectivamente

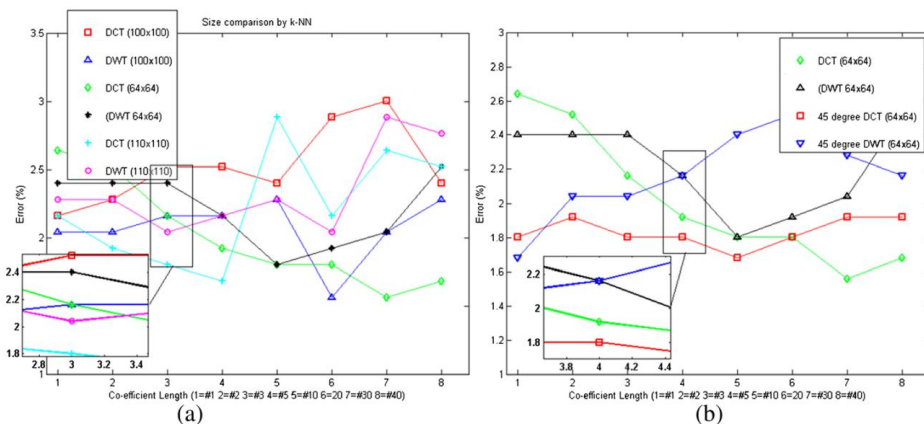


Fig. 15 (a) Vista en ángulo y (b) comparación de tamaño (ancho \times alto) a 10 veces

MARZO [33]. La tasa de precisión propuesta, como se ve en la Tabla 5, es comparativamente muy alta con una longitud de vector de características n° 5. El algoritmo más cercano, MARCH, tiene una precisión del 96,21 % con n° 98, que es un espacio de características de alta dimensión y, por lo tanto, puede no ser eficiente para teléfonos inteligentes.

El conjunto de datos de hojas sueco, como se muestra en la Figura 12c, se recopiló en un proyecto asociado con la Universidad de Linköping y el Museo Sueco de Historia Natural [29, 33]. El resumen de precisión en la Tabla 4 utiliza un conjunto de datos de imágenes en gris para las 15 especies.

4. Conjunto de datos de hojas de ICL

El conjunto de datos ICL es el más grande, con 220 especies diferentes y 26 muestras para cada clase, como se muestra en la figura 12d, y se utiliza en este artículo. Para la evaluación de la representación de AVP,

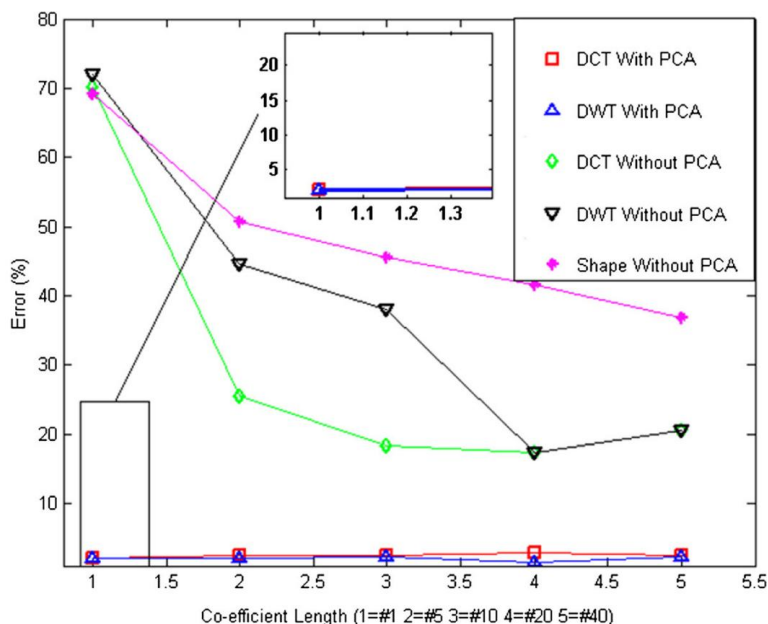


Fig. 16 Tasa de error de la curva del perfil de forma de AVP con y sin PCA

Tabla 4 Tasas de precisión para 100
conjunto de datos de hojas de plantas [19]

Métodos	Exactitud (%)
Descriptor de Fourier	85.30
Forma-textura [4]	81.10
<small>Escudo de Negocios Superior [25]</small>	89,40
Propuesta de AVP+DCT	95.1875

Se utiliza una medida de precisión. Se alcanza un 96,50 % de precisión con 3 vectores. Tabla 6, Resume el rendimiento de diferentes métodos existentes con sus diferentes espacios de características. longitudes.

Con tres dimensiones de características, la representación AVP separa 220 especies con un alto precisión que no era posible ni siquiera con el espacio IDCS de dimensión #12288 [18]. Por lo tanto, AVP Representa mejor las hojas de las plantas en comparación con otros métodos.

5. Conjunto de datos de hojas enfermas

Finalmente, el último conjunto de datos es un conjunto de datos de hojas enfermas [26] recopilados de Forest Research. Instituto (FRI), Dehradun, India, para cinco hojas de plantas enfermas. Las muestras se recogieron a través de diferentes dispositivos móviles a diferentes resoluciones (2MP, 3.2MP, 5MP, 8MP), lo que da como resultado un total de 297 muestras, como se muestra en la Fig. 12e.

La Tabla 7 resume la comparación de precisión de la hoja enferma con DCT, DWT y FFT de Curva AVP. Lo importante a tener en cuenta en este conjunto de datos es que las hojas están ocluidas debido a ataques de patógenos y, por lo tanto, es más desafiante en comparación con los conjuntos de datos anteriores utilizados en este También juega un papel importante en el diseño y validación de sistemas de detección de hojas para baja visión y Identificación basada en información de forma parcial e incompleta. En la Tabla 7, el enfoque propuesto obtiene una precisión del 90 % para bordes arrugados e imágenes de hojas enfermas, que pueden Se mejora fácilmente aumentando el conjunto de datos.

5.2 Oclusión parcial

En este artículo, el conjunto de datos de hojas enfermas está parcialmente ocluido debido a los ataques de la enfermedad. como el arrugamiento de los bordes y cambia la textura de las hojas [27]. Por lo tanto, cualquier

Tabla 5 Tasas de precisión para
Conjunto de datos de hojas suecas [29]

Métodos	Largometraje	Exactitud (%)
IDCS [18]	12288	94.13
CCM [2]	1280	94,75
<small>ALQUITRÁN [3]</small>	8067	95,97
Simbólico [7]	9600	95,47
Fourier [33]	20	87,54
TSLA [21]	2400	96,53
MARZO [33]	98	96.21
CSH [35]7		96,91
Propuesta de AVP+DCT	5	100

Tabla 6 Tasas de precisión para ICL

conjunto de datos de hojas [19]

Métodos	Largometraje	Exactitud (%)
IDCS [18]	12288	81.39
CCM [2]	1280	73.17
ALQUITRÁN [3]	8067	78.25
Fourier [33]	20	60.08
MARZO [33]	98	85.31
Propuesta de AVP+DCT	3	96.5035

El enfoque basado en la textura o el color no será adecuado. No hay un conjunto de datos parciales de hojas disponible públicamente y, por lo tanto, el conjunto de datos de hojas enfermas [26] se manipula para lograr el objetivo. El conjunto de datos incluye oclusión del 5 al 20 %, como en la figura 10a–c, y Los resultados son del 90 % de precisión. Esta alta precisión se logra porque la forma AVP La curva de perfil incluye todos los shapelets y, por lo tanto, incluso si un shapelet está distorsionado, no lo hace. No afecta mucho. El problema de la identificación correcta ocurre si hay más de una Los shapelets están dañados, como en la figura 10c. La información perdida es algo aproximada. mediante compactación DCT, lo que ayuda a una clasificación adecuada. La DCT compacta la información en coeficientes que se encuentran dentro del rango de la curva de la hoja original. También se probó en un subconjunto de datos de 100 hojas de plantas [19] con un total de 30 imágenes, 6 de cinco especies, como se muestra en la Fig. 10d. La precisión que logramos es del 72 %, incluido el 40 % de hojas distorsionadas.

Además de esto, el rendimiento también se midió calculando la precisión.

Dimensiones de características variables. La figura 17 muestra un gráfico de barras de comparación de precisión para Se utilizan varios conjuntos de datos en este documento junto con la longitud variable del vector de características. Muestra que incluso en un espacio de características AVP-DCT unidimensional la tasa de error se minimiza.

La precisión máxima alcanzada por la representación propuesta es del 100 % para el suco.

conjunto de datos que utiliza un clasificador 1-NN simple. En el gráfico de barras, se muestra que la propuesta

La representación funciona mejor con el clasificador k-NN. Después de la clasificación de especies, la hoja puede examinarse más a fondo para diagnosticar enfermedades calculando la escala Gray.

Matriz de coocurrencia de nivel de la transformada Wavelet de Gabor para reducir la clasificación errónea de los síntomas del patógeno [27].

5.3 Pruebas en plataforma móvil

El algoritmo AVP-DCT propuesto se implementa y despliega en Android, un

Sistema operativo móvil popular, que utiliza el SDK de Android en el entorno Eclipse Windows. El AVP-DCT está bien optimizado para dispositivos móviles y para pruebas.

Micromax A116 Canvas HD con cortex-A7 a 1,2 GHz y 1 GB de RAM y Micromax de 1 GHz

Tabla 7 Tasas de precisión para el conjunto de datos de hojas enfermas [26]

Métodos	Largometraje	Exactitud (%)
Propuesta de AVP+FFT	1	75
Propuesta de AVP+DWT	1	80
Propuesta de AVP+DCT	1	90

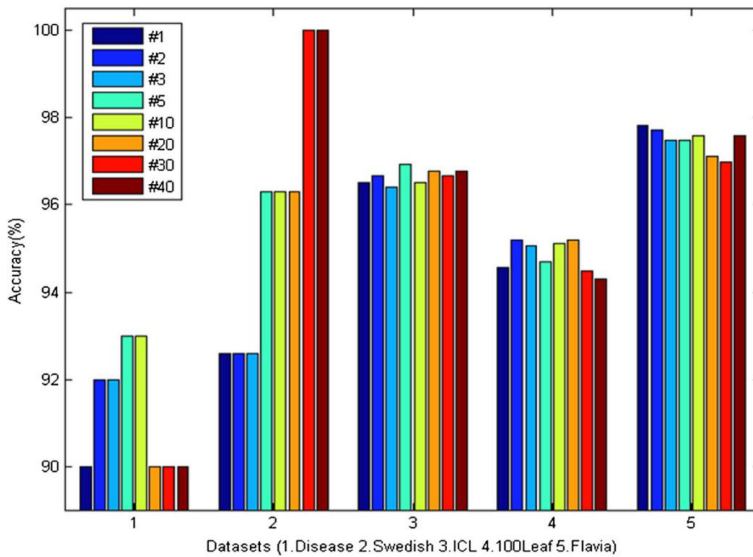


Fig. 17 Comparación de precisión de 1-NN con espacio de características variable para diferentes conjuntos de datos

Se utilizó un A57 Ninja 3 con 521 MB de RAM. El algoritmo propuesto está configurado para utilizar 50 MB de RAM, que nunca se alcanzó, y se utiliza el almacenamiento de 35 MB (máximo) de la memoria del teléfono para almacenar el 25 % de los conjuntos de datos. En este caso, la aplicación móvil Android se llama 'AgroMobile', nuestro proyecto en curso [25].

Cuando un usuario captura una imagen de la hoja de una planta, el Agente calcula el ancho de banda de la red y la capacidad del procesador móvil y decide en consecuencia si calcular en el móvil o transmitir a través del Servidor utilizando los canales inalámbricos disponibles [26]. Un Agente estima el tiempo y la energía consumidos mientras procesa la imagen de la hoja de entrada de la consulta, tanto la extracción de características como la clasificación, utilizando bases de datos en línea y fuera de línea. El consumo de tiempo en el procesamiento fuera de línea de la imagen de la consulta involucra muchos factores como el tamaño de la imagen, el tipo de decodificación y el ancho de banda del canal. Si se reduce el tamaño de la imagen, se reduce el tiempo de cálculo y el ancho de banda necesarios para transmitir, lo que afecta directamente el consumo de energía del móvil pero degrada la calidad [26]. Por lo tanto, un preprocesamiento mejora la eficiencia del sistema propuesto, tanto en línea como fuera de línea. La complejidad temporal del sistema propuesto en el móvil y el servidor se muestra en la Tabla 8 para el conjunto de datos ICL (el conjunto de datos más grande utilizado). En comparación con MARCH [33], nuestro sistema responde en menos tiempo y es más preciso. Aquí, la complejidad temporal se calcula para (64×64) con $k=1$, $M=25$ e IEEE 802.11b/g/n.

También se realiza una comparación en términos de complejidad de AVP y los algoritmos existentes utilizados para la identificación de hojas de plantas. En la Tabla 9, se compara la complejidad con AVP-DCT.

La instantánea de nuestro sistema propuesto se muestra en la Figura 18 usando el sistema operativo Android. La decisión final, el nombre de la especie de planta y otros detalles se ampliarán en la pantalla del móvil. Para la experiencia de campo real, el sistema propuesto está diseñado con una interacción humano-móvil mínima (HMI): un sistema móvil transparente. Como conclusión, el sistema propuesto es fácil, simple, rápido y

Tabla 8 Complejidad temporal del sistema propuesto (conjunto de datos ICL) para (64×64)

Métodos	Tiempo (seg)
Desconectado	
1. En el móvil	
Preprocesamiento	0.040
Clasificación	1.230
En línea	
2. En el móvil	
Preprocesamiento	0.040
En el servidor	
AVP y clasificación	0.500
3. En el móvil	
Preprocesamiento y AVP	0.389
En el servidor	
Clasificación	0.230

Preciso para el sistema biométrico de hojas de plantas basado en dispositivos móviles para personas con baja visión. En el futuro, debido a En el caso de una gran biodiversidad, el artículo puede extenderse al aprendizaje de cero datos y cero disparos. sistema como se propuso en [16].

6 Conclusión

En este artículo se presenta una nueva transformación de curva de perfil de forma, denominada Vista de ángulo. Proyección (AVP), para representar una hoja binaria 2D en un perfil de forma 1D para dispositivos móviles plataforma. AVP es una transformación invariante RST que describe una hoja de manera eficiente y precisa. y de forma compacta para dispositivos informáticos de bajo nivel. DCT compacta el perfil de forma AVP, lo que ayuda También permite identificar hojas parcialmente alteradas. También reduce el coste computacional y consumo de energía de un dispositivo móvil durante la clasificación. El método fue probado en 5 conjuntos de datos desafiantes diferentes, entre los cuales uno es un conjunto de datos de hojas enfermas que incluye Información incompleta de la hoja. AVP representa de manera innovadora la forma, lo que da como resultado lo mejor. En comparación con otros equipos de última generación, incluso en un espacio reducido, añade movilidad a conocimiento botánico y ayuda a la comunidad a comprender la naturaleza más de cerca y Fácilmente. El sistema biométrico de hojas de plantas propuesto decide de manera inteligente si Descarga el proceso o computa en el móvil. Funciona incluso con poca visibilidad y en En el futuro, el método se puede optimizar aún más para reducir el consumo de batería de un Dispositivo móvil con información aumentada adicional, haciéndolo más realista para los agricultores.

Tabla 9 Comparación de la complejidad computacional de diferentes métodos

AVP+DCT	Escuela de Negocios Superior [25]	CCM [2]	ALQUITRÁN [3]	CISD [18]
$O(N \log N)$	$O(\log N)$	$O(N^3)$	$O(N^3)$	$O(N^2)$

Aquí, es el orden más bajo de los coeficientes de Fourier y N es el número total de puntos de muestra en un contorno.

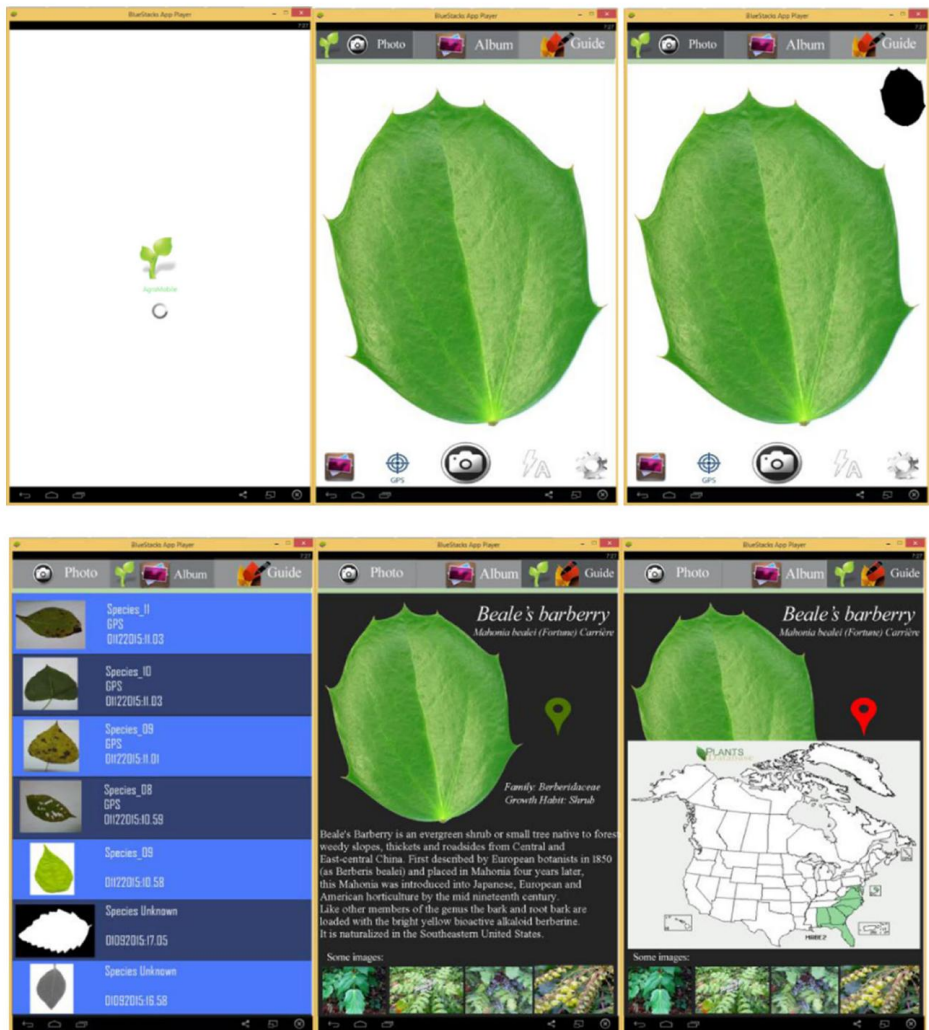


Fig. 18 Instantánea del sistema biométrico de hojas de plantas con baja visión propuesto (ejecutado en BlueStacks)

Agradecimientos Nos gustaría agradecer al Prof. N. Harsh, de la División de Patología Vegetal, y al Prof. R. Reddy, del Instituto de Investigación Forestal, Dehradun, por su apoyo técnico en la identificación de hojas de plantas.

Referencias

- Abbasi S, Mokhtarian F, Kittler J (1999) Imagen espacial de escala de curvatura en la recuperación de similitud de forma. *Multimedia Systems* 7(6):467–476
- Adamek T, O'Connor NE (2004) Un método de representación multiescala para formas no rígidas con una sola contorno cerrado. *IEEE Trans Circ Syst Video Technol* 14:742–753

3. Alajlan N, El Rube I, Kamel MS, Freeman G (2007) Recuperación de formas utilizando la representación del área de triángulos y Deformación dinámica del espacio. *Pattern Recogniz* 40:1912–1920
4. Beghin T, Cope JS, Remagnino P, Barman S (2010) Clasificación de hojas de plantas basada en la forma y la textura. *Adv Concepts Intelligent Vision Systems*, 345–353 5. Chahooki MAZ, Charkari NM (2012) Recuperación de formas basada en el aprendizaje múltiple por fusión de disimilitud Medidas. *IET Image Process* 6(4):327–336
6. Cope JS, Corney D, Clark JY, Remagnino P, Wilkin P (2012) Identificación de especies de plantas mediante Morfometría: una revisión. *Expert Syst with Appl* 39(8):7562–7573
7. Daliri MR, Torre V (2008) Representación simbólica robusta para el reconocimiento y recuperación de formas. *Patrón Reconocer* 41:1782–1798
8. Daribo I, Florencio D, Cheung G (2014) Predicción de movimiento con forma arbitraria para compresión de video de profundidad Utilizando codificación de bordes aritmética. *IEEE Trans Image Process* 23(11):4696–4708
9. Eggleston P (1993) Indexación y recuperación de características basadas en restricciones para bases de datos de imágenes. *Appl Optical Sci Inglés*, 27–39
10. Fan J, Zhou N, Peng J, Gao L (2015) Aprendizaje jerárquico de clasificadores de árboles para especies de plantas a gran escala identificación. *IEEE Trans Image Process* 24(11):4172–4184 11. Fowlkes CC. Topografía de espacios de forma 12. Guo G, Jiang T, Wang Y, Gao W (2013) Completamiento de forma 2-D con valores anteriores de forma. *Chin Sci Bull* 58(27): 3430–3436
13. Laboratorio de Computación Inteligente, Academia China de Ciencias Página de inicio: <http://www.intelengine.cn/> Inglés/conjunto de datos
14. Kurtek S, Shen M, Laga H (2014) Descriptores de forma basados en simetría de reflexión elástica. 2014 IE Winter Conf Appl Comput Vision (WACV), 293–300 15. Laga H, Kurtek S, Srivastava A, Miklavcic SJ (2014) Análisis estadístico sin puntos de referencia de la forma de la planta hojas. *J Theoretical Biol*
16. Lampert CH, Nickisch H, Harmeling S (2014) Clasificación basada en atributos para objetos visuales de disparo cero categorización. *IEEE Trans Pattern Analysis Machine Intelligence* 36(3):453–465
17. Lester JM, Williams HA, Weintraub BA, Brenner JF (1978) Dos técnicas de búsqueda de gráficos para encontrar límites en imágenes de glóbulos blancos. *Comput Biol Med* 8(4):293–308 18. Ling H, Jacobs DW (2007) Clasificación de formas utilizando la distancia interna. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intel* 29:286–299
19. Mallah C, Cope J, Orwell J (2013) Clasificación de hojas de plantas mediante la integración probabilística de forma y textura. y características de margen. *Procesamiento de señal, aplicación de reconocimiento de patrones*
20. Manatiadis A, Kaburlasos VG, Gasteratos A, Papadakis SE (2011) Evaluación de descriptores de forma para formas Recuperación de imágenes basada en IET Image Proc, 5(5), 493–499
21. Mouine S, Yahiaoui I, Verroust-Blondet A (2013) Un enfoque basado en la forma para la clasificación de hojas utilizando una representación triangular multiescala. *Proc 3rd ACM Int Conf Int Conf Multimedia Retrieval*, 127–134 22. Niblack CW, Barber R, Equitz W, Flickner MD, Glasman EH, Petkovic D, et al. (1993) Proyecto QBIC: consulta de imágenes por contenido, utilizando color, textura y forma. *Simpósio IS&T/ SPIE Imágenes electrónicas: ciencia y tecnología*, 173–187 23. Otsu N (1975) Un método de selección de umbral a partir de histogramas de nivel de gris. *Automatica* 11(285–296):23–27 24. Persoon E, Fu KS (1977) Discriminación de formas utilizando descriptores de Fourier. *IEEE Trans Systems, Man Cibernética* 7(3):170–179
25. Prasad S, Peddoju SK, Ghosh D (2013) AgroMobile: un marco basado en la nube para agricultores en dispositivos móviles Plataforma. *Int J Adv Sci Technol* 59:41–52
26. Prasad S, Peddoju SK, Ghosh D (2014) Sistema de visión móvil energéticamente eficiente para la identificación de enfermedades de las hojas de las plantas. *IEEE 2014 Wireless Communication Networking Conf (WCNC'14)*, Estambul, Turquía, 3356–3361 27. Prasad S, Peddoju SK, Ghosh D (2015) Sistema de visión móvil de múltiples resoluciones para enfermedades de las hojas de las plantas Diagnóstico. *Señal Imagen Vídeo Proc.* 1–10 28.
- Rensink RA, Enns JT (1998) Finalización temprana de objetos ocluidos. *Vis Res* 38(15):2489–2505 29. Söderkvist O (2001) Clasificación por visión artificial de hojas de árboles suecos. Tesis doctoral 30. Tangelder JW, Veltkamp RC (2008) Un estudio de métodos de recuperación de formas 3D basados en contenido. *Multimedia Herramientas Appl* 39(3):441–471
31. Venkatesh VM, Cheung SS (2006) Completar la forma simétrica bajo oclusiones severas. *Conferencia internacional IEEE Image Proc*, 709–712 32.
- Vretblad A (2003) Análisis de Fourier y sus aplicaciones (Vol. 223). *Springer Sci Business Media* 33. Wang B, Brown D, Gao Y, La Salle J (2015) MARCH: descripción de altura de arco multiescala para recuperación móvil de imágenes de hojas. *Inf Sci* 302:132–148 34. Wang Z, Chi Z, Feng D (2003) Recuperación de imágenes de hojas basada en la forma. *Vision, Image Signal Proc, IEE Proc* 150(1):34–43

35. Wang B, Gao Y (2014) Cortes de cadenas jerárquicas: un descriptor invariante de traslación, rotación, escala y espejo para una recuperación rápida de la forma. *IEEE Trans Image Process* 23(9):4101–4111 36.

Wu SG, Bao FS, Xu EY, Wang YX, Chang YF, Xiang QL (2007) Un algoritmo de reconocimiento de hojas para la clasificación de plantas utilizando una red neuronal probabilística. 2007 IE Int Symp Signal Proc Information Technol, 11–16



Shitala Prasad Actualmente es becario postdoctoral (PDF) en GREYC CNRS UMR6072, Universidad de Caen Normandía, Francia. Presentó su tesis doctoral en julio de 2015 en el Instituto Indio de Tecnología Roorkee (IITR), Uttarakhand, India, en el departamento de Ciencias de la Computación e Ingeniería. Anteriormente, recibió su título de M. Tech. del Instituto Indio de Tecnología de la Información Allahabad (IIITA), en Tecnología de la Información en el año 2011 y su título de B. Tech. en Ciencias de la Computación en el año 2009 del IILM, Greater Noida, India. Está especializado en Interacción Hombre-Computadora (HCI). Su principal interés en el trabajo de investigación es el Procesamiento de Imágenes, el Reconocimiento Biométrico, el Reconocimiento de Gestos, la Realidad Virtual y Aumentada, las Imágenes Biomédicas y el Reconocimiento Óptico y de Caracteres Manuscritos. Junto con esto, también trabaja en Procesamiento de Imágenes en Computación Móvil y Computación en la Nube en la plataforma Android.



Sateesh K. Peddoju Actualmente es profesor adjunto en el Departamento de Ciencias Informáticas e Ingeniería del Instituto Indio de Tecnología de Roorkee, India. Es vicepresidente de la Sociedad Informática IEEE, Consejo de la India y asesor de la facultad del Capítulo de estudiantes del ACM IITR. Es miembro y promotor de la Open Power Foundation y del DMTF. Peddoju ha recibido el premio IBM Shared University Research Award. Actualmente está editando un libro publicado por IGI Global. Es miembro experto y asesor de varias universidades estatales. Sus intereses de investigación incluyen la computación en la nube, la computación móvil y sus problemas de seguridad. Obtuvo su maestría y doctorado en la Universidad de Osmania, India.



Debashis Ghosh Recibió el título de BE en Ingeniería Electrónica y de Comunicaciones de MR

En 1993 obtuvo el título de Máster y Doctorado en Ingeniería de Comunicaciones Eléctricas del Instituto Indio de Ciencias de Bangalore (India) en 1996 y 2000, respectivamente. De abril de 1999 a noviembre de 1999 fue investigador del DAAD en la Universidad de Kaiserslautern (Alemania). En noviembre de 1999 se incorporó al Instituto Indio de Tecnología de Guwahati (India) como profesor adjunto de Ingeniería Electrónica y de Comunicaciones. Durante el año académico 2003-2004 fue profesor visitante en el Departamento de Ingeniería Eléctrica e Informática de la Universidad Nacional de Singapur. Entre 2006 y 2008 fue profesor titular de la Facultad de Ingeniería y Tecnología de la Universidad Multimedia de Malasia. Se unió al Departamento de Ingeniería Electrónica y de Comunicaciones del Instituto Indio de Tecnología de Roorkee, India, en 2008 como profesor asociado y se convirtió en profesor en 2015. Sus intereses de enseñanza e investigación incluyen procesamiento de imágenes y videos, visión artificial y reconocimiento de patrones.