

## Reconocimiento automático de especímenes lepidópteros en dispositivos de bajo poder computacional

Yuri Cosquillo, Dennis Romero

Facultad de Ingeniería en Electricidad y Computación, Escuela Superior Politécnica del Litoral, Km. 30.5 Vía Perimetral, Guayaquil, Ecuador  
yecosqui@espol.edu.ec, dgromero@espol.edu.ec

**Resumen.** El presente trabajo describe la evaluación de técnicas de clasificación de imágenes usando características basadas en momentos invariantes, orientado a la identificación de especímenes lepidópteros reconocidos por reservas ecológicas Ecuatorianas. Este trabajo busca contribuir con estudios en el área de biología acerca de géneros de mariposas conocidas y a su vez facilitar el registro de especímenes no reconocidos, apoyado por expertos a nivel mundial en un esquema colaborativo. Mediante la extracción de características de imágenes basadas en forma, ocho géneros de mariposas son identificados automáticamente usando técnicas comunes de clasificación (SVM, MLP, K-NN). El proceso de extracción de características considera el bajo costo computacional asociado al cómputo de momentos invariantes de Hu, los cuales resultan adecuados para su utilización en dispositivos embebidos, permitiendo la identificación eficiente de distintos géneros de mariposas. Este enfoque ha sido utilizado en el desarrollo de una aplicación para dispositivos móviles que realiza evaluaciones de conocimiento a estudiantes de biología, quienes son cuestionados acerca del género al cual pertenece una mariposa. Cuando el estudiante termina la evaluación, el género escogido es posteriormente visualizado por un profesional del área. Este último procede a corroborar si la respuesta dada por el estudiante acerca de la mariposa presentada fue correcta o incorrecta, teniendo el dispositivo embebido conocimiento a-priori de la respuesta. La confirmación dada por el experto cumple con retroalimentar al estudiante por medio de la aplicación móvil y también, reforzar el conocimiento que el computador tiene acerca del género al que la mariposa pertenece.

**Palabras Clave:** Lepidópteros, reconocimiento de patrones, momentos invariantes.

### 1 Introducción

En la actualidad los dispositivos móviles constituyen herramientas de uso diario para personas de todas partes del mundo, esto ha venido acompañado de los avances de tecnologías multimedia y han permitido no sólo facilitar la comunicación entre personas sino también la colaboración en entornos educativos, laborales, familiares, entre otros. En el entorno educativo, son muy diversos los recursos con los que actualmente los profesores cuentan para alcanzar los objetivos de aprendizaje deseados, encontrándose las aplicaciones para dispositivos móviles entre las más adecuadas para lograr situaciones colaborativas. En biología, por ejemplo, los estudiantes aprenden a identificar especies como parte de su formación profesional y, para esto, es necesario contar con herramientas que faciliten el resumen de información que será presentada a los estudiantes, lo cual representa un reto para los profesores quienes deben resumir grandes cantidades de información sobre clases, familias, géneros y los detalles que diferencian a cada una de ellas.

Diferentes herramientas han sido desarrolladas para contribuir con la clasificación de especies de animales y plantas de forma automática, impulsados por técnicas de reconocimiento de patrones basados en características visuales, obtenidos a partir de imágenes. Sin embargo, dada la complejidad del tema, es indispensable la incorporación de conocimiento experto que permita reforzar la identificación automática de biodiversidad. Por tal razón, este trabajo abordó el desarrollo de un sistema colaborativo para la identificación de especies de mariposas, que permita no sólo evaluar el conocimiento de estudiantes de biología sino también el refuerzo de aprendizaje de un sistema de identificación que utiliza métodos conocidos de clasificación, a partir de información provista por expertos. Esta iniciativa busca servir de base para futuros proyectos orientados al registro de biodiversidad, permitiendo la inclusión de diferentes áreas de conocimiento como biología, visión por computador e inteligencia artificial. Por las razones expuestas y considerando que este tema se alinea a los intereses del gobierno Ecuatoriano, se considera de importante relevancia.

## 2 Revisión bibliográfica

La identificación automática de especies no ha sido un área de interés reciente en biología [1], aunque ha sido de gran interés desde algunas décadas en visión por computador. El estudio realizado en [2] describe un sistema de identificación visual de plantas, que usa una fotografía tomada por el usuario, devolviendo imágenes adicionales de la especie junto con descripciones del mismo, utilizando un dispositivo móvil. En el mundo de los animales acuáticos también, se ha realizado identificación de ballenas y delfines considerando los bordes de sus aletas [3].

La problemática abordada en este trabajo está relacionada al área de biología. Esta disciplina abarca un enfoque específico orientado al estudio y descripción de seres vivos, ya sea como organismos individuales o como especies. Estas especies presentan en algunos casos diferencias significativas entre ellas, que facilitan su identificación, aunque esto no es siempre sencillo cuando se categoriza detalladamente por géneros.

Dentro de este contexto, algunos estudios han llevado a cabo la identificación automática de patrones por medio de algoritmos de clasificación. En este trabajo, tres algoritmos de clasificación han sido evaluados y seleccionados considerando métricas como simplicidad, popularidad y eficiencia, tomadas de [4]. Entre los algoritmos más populares se encuentra K-vecinos más próximos (K-NN), este algoritmo ha sido usado en varios trabajos como en [5], donde también se utilizó Máquina de Soporte Vectorial (SVM) dentro del contexto de la identificación de patrones de movimiento. En otro estudio reciente [6], fueron aplicados Perceptrón Multicapas (MLP) y SVM.

La solución planteada en esta propuesta está orientada de forma específica a una especie en particular, los lepidópteros (mariposas), en su última etapa de ciclo de vida. El proceso de recolección de muestras de estas especies implica tiempo y esfuerzo, antes de ser sometidas a estudios para determinar su evolución y características principales. Expertos en esta área han logrado generar a lo largo del tiempo, bases de conocimiento sobre familias, sub-familias, tribus y géneros de mariposas con diferentes

características relevantes. Debido a esto, los estudiantes de biología cuentan actualmente con una gran cantidad de información acerca de lepidópteros. Sin embargo, esta cantidad dificulta aprender sobre ellas de forma más efectiva. Por tal razón, este trabajo busca facilitar el aprendizaje sobre lepidópteros, mediante una aplicación que facilite no solo la evaluación de conocimientos relacionados con mariposas sino también la colaboración de expertos a nivel mundial en la indexación y clasificación de especímenes, por medio de una herramienta de software con enfoque colaborativo.

Para el desarrollo de un sistema colaborativo que permita la identificación de géneros de mariposas, fue utilizada una técnica eficiente durante la etapa de extracción de características de cada imagen (momentos de Hu). Posteriormente, se implementó un algoritmo de clasificación (K-NN) para el reconocimiento automático de los patrones resultantes, tomando como referencia el estudio realizado en [5], donde se utilizaron descriptores basados en forma, específicamente, tres momentos invariantes de Hu, con potencias normalizadas. Adicionalmente, fue desarrollada una aplicación móvil para la visualización de las imágenes de mariposas y la evaluación de conocimientos de estudiantes acerca del género al que pertenecen. La respuesta dada por el estudiante puede ser verificada posteriormente con la ayuda de un experto en el área.

Con el fin de llevar el enfoque propuesto a un contexto más general, este trabajo considera la posibilidad de adaptar la metodología planteada a entornos móviles y de bajo poder computacional, lo cual permitiría, por ejemplo, realizar un reconocimiento automático de especies de plantas utilizando un robot móvil o un vehículo radio controlado.

En el trabajo presentado en [1], se realiza la identificación de especies de plantas y se menciona una etapa de pre-procesamiento de imágenes, aplicada para la segmentación de las hojas de una planta. La imagen es llevada al espacio binario separando la hoja del fondo y convirtiéndola en una imagen binarizada resaltando los bordes de la misma. Entre los algoritmos de pre-procesamiento destinados al reconocimiento óptico de caracteres (OCR) [7], se menciona que la operación de binarizado cumple un papel fundamental para resaltar en el documento los rasgos característicos correspondientes a los caracteres. Para realizar la binarización de la imagen, inicialmente puede ser convertida a escala de gris. La binarización cambia el valor de los píxeles de la imagen dependiendo de su umbral de referencia, siendo así, los valores mayores al umbral toman un valor de 255 y los demás un valor de 0. Posteriormente, para el proceso de extracción de características se busca reducir la cantidad de información de cada uno de los objetos estudiados, obteniendo de esta forma un vector de características que represente a la imagen original [8]. Para ello, existen diferentes descriptores de imágenes que pueden ser aplicados. Estos descriptores proveen información acerca de las características de forma del objeto. El trabajo presentado en [8] hace referencia a los siguientes tipos de descriptores basados en formas:

- *Descriptores de Contorno*: Información de pertenencia al contorno, código de cadenas, firmas, aproximaciones poligonales, descriptores de Fourier, esqueletización, representación polar, entre otros.

- *Descriptores de Región:* Información de pertenencia al interior del objeto, no sólo con los del contorno, momentos (área, centro de gravedad, momentos invariantes), esqueletos, descriptores topológicos, entre otros.

En el mismo sentido, un descriptor de textura analiza la superficie de una imagen para hallar un patrón espacial básico que puede ser periódico o parcialmente periódico, toma en cuenta la distribución de valores de intensidad del color a nivel espacial, permitiendo evaluar propiedades como fineza, rugosidad, suavidad, granulación, aleatoriedad, entre otros [9]. Estos descriptores deben ser, en la medida de lo posible independientes del tamaño, localización u orientación del objeto para dar mayor flexibilidad al proceso de captura.

En la actualidad existen varias técnicas para extraer características en fenómenos u objetos de interés, sin embargo, estas pueden resultar sensibles a los cambios de posición o escala del objeto. Una técnica ampliamente citada en la literatura es la de momentos invariantes de Hu, los cuales han sido de gran utilidad en el presente trabajo, correspondiendo a la categoría de descriptores basados en forma.

Los momentos invariantes de un objeto son generados a partir de los momentos centrales normalizados de una imagen en escala de gris. Los momentos centrales son calculados considerando el centroide, en este caso se refiere a un punto en el objeto de interés que presenta la misma distancia a los bordes en cualquier dirección. Los momentos invariantes de Hu son una combinación no lineal de los momentos centrales normalizados. Considerando  $f(x, y)$  como una imagen digital los momentos centrales pueden ser representados por:

$$\mu_{pq} = \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y). \quad (2.1)$$

donde  $x$  y  $y$  son los componentes del centroide [5]. La invariabilidad a escala es obtenida a partir de los momentos centrales y es determina por:

$$\eta_{ij} = \frac{\mu_{ij}}{\mu_{00}^{(1 + \frac{i+j}{2})}}, \quad (2.2)$$

A partir de los momentos centrales normalizados es posible extraer los momentos de Hu de orden dos, tres y cuatro utilizados en este trabajo. Estos tres momentos de Hu fueron determinados en el estudio [5] como los mejores en cuanto a su ortogonalidad, definidos por:

$$\begin{aligned} Hu_2 &= (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \\ Hu_3 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2 \\ Hu_4 &= (\eta_{30} - \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \end{aligned} \quad (2.3)$$

Una ventaja de los momentos invariantes es la simplicidad del algoritmo, sobre todo si se lo aplica en imágenes binarias [8], lo cual los hace adecuados para su utilización en dispositivos de bajo poder computacional.

## 2.1 Algoritmos de Clasificación

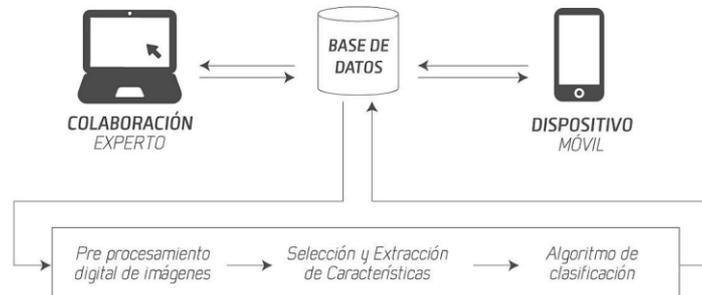
Entre los diferentes métodos de clasificación basados en inteligencia artificial, existen dos enfoques principales para el proceso de entrenamiento, aprendizaje supervisado y no-supervisado. El aprendizaje supervisado trata de minimizar el error de la salida calculada respecto a la salida deseada, es decir, trata de ajustar los pesos en las conexiones de la red para que su salida coincida con las salidas deseadas, siendo necesario un conjunto de datos de entrada previamente conocidos. Este enfoque de aprendizaje consiste en presentar a la red patrones de entrada pertenecientes a un conjunto de ensayo “patrón de estímulos - respuesta correcta” que debe ser elegido cuidadosamente para que pueda representar equilibradamente toda la información que la red necesita aprender [10].

Por otro lado, en el aprendizaje no-supervisado, no es necesario un conjunto de datos de entrada previamente conocidos, debido a que se espera extraer rasgos o agrupar patrones similares por familiaridad o asociaciones entre los patrones que ocurren frecuentemente. Entre los numerosos algoritmos que existen para problemas de clasificación, en este trabajo han sido escogidos tres métodos: K-vecinos más cercanos (KNN), Perceptrón Multicapa (MLP) y Máquinas de Soporte Vectorial (SVM) dentro del paradigma "Aprendizaje Supervisado", considerando los estudios realizados en [5].

## 3 Metodología

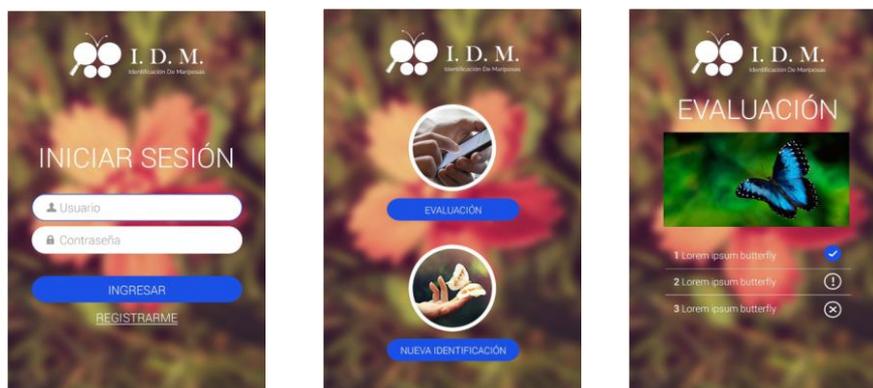
El sistema automático para la identificación de especímenes considera las siguientes etapas, el pre-procesamiento de las imágenes, selección y extracción de características y finalmente el reconocimiento de los patrones utilizando un algoritmo de clasificación (Fig. 3.1). La primera etapa puede ser considerada como el procesamiento inicial para resaltar el objeto de interés. La segunda etapa, permite identificar propiedades relevantes de la imagen pre-procesada. La tercera consiste en la extracción de características y la implementación de un algoritmo para la clasificación de los patrones resultantes.

Los procesos de preparación de las imágenes, extracción y clasificación de características son partes esenciales del presente abordaje metodológico. Aunque en la actualidad existe una gran cantidad de técnicas de clasificación, aquí se consideran tres de las más utilizadas en la literatura y las cuales presentan características favorables para el uso en dispositivos embebidos. Con ello, se busca identificar especies de mariposas por género, a partir de la información facilitada por una reserva ecológica Ecuatoriana.



**Fig. 3.1** Estructura del sistema de evaluación de conocimientos sobre especímenes de mariposas.

La Fig. 3.1 muestra la estructura del sistema de evaluación de conocimientos sobre especímenes de mariposas y la Fig.3.2 muestra capturas de pantalla de la interfaz de usuario del aplicativo móvil. Los componentes de la estructura mostrada en la Fig. 3.1 son detallados a continuación:



**Fig. 3.2** Capturas de pantalla de la interfaz de usuario del aplicativo móvil.

**Conversión a escala de gris:** En esta etapa se procede a ejecutar un programa realizado en *shell-script* para procesar las imágenes de entrenamiento y convertirlas automáticamente en escala de gris, ya que el algoritmo de clasificación utilizado está diseñado para trabajar en un solo canal. Este proceso de conversión a escala de gris es uno de los primeros pasos para el desarrollo de la solución planteada en este trabajo.

**Binarización:** Luego se procede a convertir la imagen recibida en una imagen binaria, separando el fondo y el objeto de interés, obteniendo como resultado una silueta que resalta la forma de la mariposa.

**Extracción de características:** Para esta etapa se extraen tres momentos invariantes de Hu, los cuales consideran la diferencia de forma que existe entre los distintos géneros de mariposas. Ésta técnica permite generar un vector de tres elementos, que contiene las características relevantes de cada imagen. Este proceso extrae representaciones numéricas del objeto de interés para ser utilizado como entrada del algoritmo de clasificación.

**Algoritmo de clasificación:** Se evaluaron los algoritmos KNN (K vecinos más cercanos), SVM (Máquina de Soporte Vectorial) y MLP (Perceptrón Multicapas) planteados al inicio de la revisión bibliográfica. Esta comparación fue llevada a cabo con un número de 125 imágenes aproximadamente por género, abarcando un total de ocho géneros a categorizar. Los algoritmos mencionados mantuvieron su desempeño dentro de un margen similar, aunque los mejores resultados fueron obtenidos con SVM y K-NN. El algoritmo K-NN permite conocer el número de patrones más cercano al patrón evaluado, este número está descrito por K, lo cual fue establecido en un valor igual a 3.

## 4 Resultados

Correspondiendo a cada componente de la metodología propuesta se muestran a continuación los resultados obtenidos considerando las etapas mencionadas en la sección 3, a seguir:

### 4.1 Pre-procesamiento de imágenes

En esta etapa se desarrolló un algoritmo para el pre-procesamiento de las imágenes obtenidas del banco de datos. La Fig. 4.1 muestra una imagen original (3 canales) y la Fig. 4.2 una de ellas luego de convertida a un único canal, resultando en una imagen de escala de gris.



**Fig. 4.1.** Imagen original.



**Fig. 4.2.** Imagen en escala de gris.

Posteriormente, tiene lugar la binarización del conjunto de imágenes, con el objetivo de favorecer el proceso de extracción de características basado en forma, como muestra la Fig. 4.3.



Fig. 4.3. Imagen binarizada.

#### 4.2 Extracción de características y clasificación de patrones

Para la extracción de características fue inicialmente abordada la aplicación de los momentos de Hu sobre las imágenes en escala de gris. Sin embargo, debido a la gran diversidad de colores en las alas de mariposas del mismo género, fue considerada únicamente la forma de la mariposa, resaltada luego de la binarización, siendo la forma del espécimen un rasgo significativo dentro de cada género. Las diferencias en cuanto a escala (tamaño de la mariposa o cercanía de la cámara al momento de la captura de la imagen) son soportadas por la característica de invariabilidad a escala de los momentos de Hu. En la Fig. 4.4 se pueden observar los patrones extraídos del conjunto de entrenamiento, en un plano 3D (tres dimensiones), considerando ocho géneros de mariposas con un total de muestras igual a 125 imágenes por género. En este gráfico se muestran los patrones correspondientes a las mariposas del conjunto de entrenamiento con características de momentos invariantes de Hu ( $Hu_2$ ,  $Hu_3$  y  $Hu_4$ ).

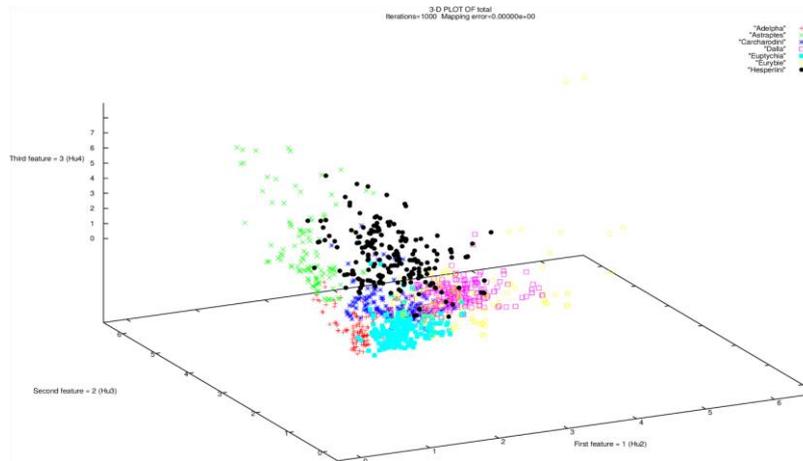
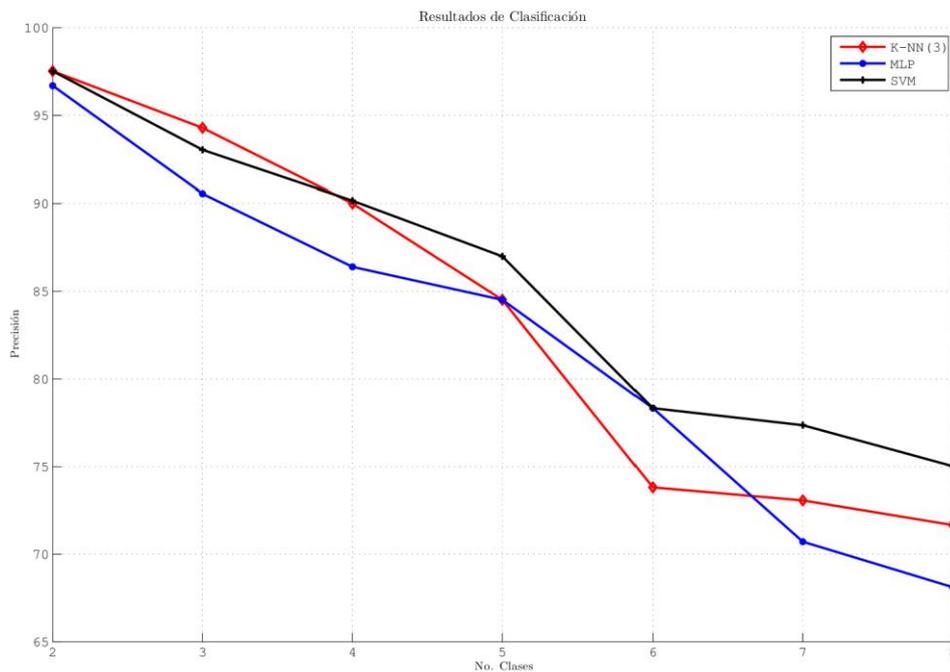


Fig. 4.4. Visualización de patrones de mariposas.

Con los algoritmos de clasificación mencionados anteriormente, diferentes pruebas fueron realizadas variando el número de géneros del conjunto de entrenamiento, considerando en todos los casos 75% para entrenamiento y 25% para evaluación, desde 2 hasta 8 clases, el método de validación utilizado fue *Leave-One-Out*.

- **Test I** ( 2 clases): Se obtuvo una precisión del 98% con K-NN y SVM, mientras que con MLP el 97%.
- **Test II** ( 5 clases): Se logró una precisión del 85.5% con K-NN y MLP, y el 88% con SVM
- **Test III** ( 8 clases): con SVM se obtuvo 75.5% de certeza, siendo que con KNN y MLP se consiguió 72% y 68%, respectivamente.

La Fig. 4.6 muestra los resultados de las pruebas realizadas durante la evaluación de los algoritmos de clasificación, siendo evidente un rendimiento similar en todos los casos.



**Fig. 4.6.** Resultados de los algoritmos de clasificación.

Sin embargo, podemos apreciar que el algoritmo que alcanza un porcentaje superior de precisión es SVM, aunque manteniéndose cercano a los otros

#### 4.6 Tiempo de extracción de características y clasificación de patrones.

La Tabla 4.1 presenta una comparación del tiempo de procesamiento entre un computador actual promedio (procesador de 2 GHz) y un dispositivo embebido BeagleBone Black (1.2 GHz).

**Tabla 4.1.** Tiempos de extracción de características y clasificación de patrones.

	<b>Etapas</b>	<b>PC</b>	<b>BeagleBone Black</b>
<b>Conjunto de Entrenamiento (943 imágenes)</b>	Extracción de Patrones	168(ms)/imagen	199(ms)/imagen
Tiempo Total Entrenamiento:		<b>1':19(s)~</b>	<b>3':30(s)~</b>
<b>Conjunto de Test (208 imágenes)</b>	Extracción de Patrones	33(ms)/imagen	437(ms)/imagen
	Predicción	3(ms)/imagen	54(ms)/imagen
Tiempo Total de Test:		<b>6(s)~</b>	<b>1':26(s)~</b>

Considerando un conjunto de 943 imágenes, el tiempo total de extracción de patrones fue de 1 minuto y 19 segundos, en un computador con 2 GHz de procesador, mientras en un dispositivo embebido (1.2 GHz) fue de 3 minutos con 30 segundos aproximadamente.

Para un conjunto de prueba de 208 imágenes, posterior al proceso de entrenamiento, se realiza la predicción de la clase a la que pertenece cada una de las mariposas presentadas al clasificador. El proceso de predicción de todo el conjunto de prueba tardó 6 segundos en un computador con 2 GHz mientras que en el dispositivo embebido demoró 1 minuto con 26 segundos.

A pesar de las limitaciones del hardware del dispositivo embebido podemos observar que es posible ejecutar aplicaciones que requieren de clasificación de información con tiempos de respuesta aceptables, lo cual extiende el alcance de estas aplicaciones a soluciones que aprovechen la portabilidad de un sistema de cómputo de tamaño reducido como el utilizado en este trabajo.

## 5. Conclusiones

Con el uso de la técnica de momentos invariantes de Hu se obtuvo un vector de tres elementos:  $Hu_2$ ,  $Hu_3$  y  $Hu_4$  con potencias normalizadas, que permitió alcanzar una precisión del 78% con SVM, 74% con K-NN y el 71% con MLP, considerando 7 géneros de mariposas. Los momentos invariantes de Hu son rápidos de calcular, esta ventaja tiene un peso fundamental dado las limitaciones de hardware planteadas inicialmente.

Es importante considerar la calidad del conjunto de entrenamiento. Imágenes incompletas o dañadas perjudican la homogeneidad del conjunto de datos y por consiguiente la clasificación. La etapa de pre-procesamiento de imágenes es relevante y se recomienda realizar una binarización que permita resaltar la forma del objeto y obtener así mejores características.

## 6. Trabajos Futuros

Como trabajo futuro se pretende incorporar SVM para la clasificación de mariposas y ampliar los estudios relacionados al proceso de extracción de características, para mejorar los resultados de clasificación con un número mayor de clases.

## Agradecimientos

Este trabajo fue propuesto como tema de materia de graduación. Los autores desean expresar su agradecimiento al Dr. Jean-Claude Petit y al Centro de investigación, Desarrollo e Innovación de Sistemas - CIDIS de la ESPOL.

## Referencias

1. Neeraj Kumar, Peter N Belhumeur, Arijit Biswas, David W Jacobs, W John Kress, Ida C. Lopez, and João VB Soares. Leafsnap: A computer vision system for automatic plant species identification. In *Computer Vision–ECCV 2012*, pages 502–516. Springer, 2012.
2. Peter N Belhumeur, Daozheng Chen, Steven Feiner, David W Jacobs, W John Kress, Haibin Ling, Ida Lopez, Ravi Ramamoorthi, Sameer Sheorey, Sean White, et al. Searching the world’s herbaria: A system for visual identification of plant species. In *Computer Vision–ECCV 2008*, pages 116–129. Springer, 2008.
3. Scott A Hale. Unsupervised threshold for automatic extraction of dolphin dorsal fin outlines from digital photographs in darwin (digital analysis and recognition of whale images on a network). arXiv preprint arXiv:1202.4107, 2012.
4. María Guijarro Mata-García, Gonzalo Pajares Martinsanz, and Pedro Javier Herrera Caro. Diseño de un nuevo clasificador supervisado para minería de datos. *Anales de ingeniería técnica en informática de sistemas*, (3):112–128, 2010.
5. Dennis Romero López, Anselmo Frizera Neto, and Teodiano Freire Bastos. Reconocimiento en-línea de acciones humanas basado en patrones de rwe aplicado en ventanas dinámicas de momentos invariantes. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial RIAI*, 11(2):202–211, 2014.
6. Leticia María Seijas. Reconocimiento de patrones utilizando técnicas estadísticas y conexionistas aplicadas a la clasificación de dígitos manuscritos.
7. Claudio Delrieux, Ezequiel Pawelko, Leandro Arcusin, and Marcelo Raponi. Procesamiento de imágenes en tiempo real utilizando tecnología embebida. In *XVIII Congreso Argentino de Ciencias de la Computación*, 2012.
8. Eddie Angel Sobrado Malpartida. Sistema de visión artificial para el reconocimiento y manipulación de objetos utilizando un brazo robot. 2011.
9. Nora La Serna Palomino, Walter Contreras Flores, and María Elena Ruiz Rivera. Procesamiento digital de textura: Técnicas utilizadas en aplicaciones actuales. *Revista de investigación de Sistemas e Informática*, 7(1):57–64, 2014.47
10. Jorge Enrique Rodríguez, Ángela Paola Herrera Domínguez, and Martha Liliana Rojas Olaya. Sistema de bloqueo automático para páginas web que incitan a la violencia a través de un algoritmo híbrido de aprendizaje computacional. *Revista Vínculos*, 10(2), 2013.
11. Paweł Pławiak and Wojciech Maziarz. Classification of tea specimens using novel hybrid artificial intelligence methods. *Sensors and Actuators B: Chemical*, 192:117–125, 2014.
12. Qiu-yu Zhang, Hui-yi Wei, Mo-yi Zhang, Zhi-gang Xu, Hong-xiang Duan, and Lu Lv. Research on hand gesture recognition based on inner-distance contour point distribution features and histogram matching. *Journal of Computers*, 9(10):2455–2460, 2014.

13. Félix Brezo, José Gaviria de la Puerta, Xabier Ugarte-Pedrero, Igor Santos, Pablo G Bringas, DeustoTech Computing, and David Barroso. A supervised classification approach for detecting packets originated in a http-based botnet. *CLEI Electronic Journal*, 16(03), 2013.
14. Antonio J Tallón-Ballesteros and César Hervás-Martínez. A two-stage algorithm in evolutionary product unit neural networks for classification. *Expert Systems with Applications*, 38(1):743–754, 2011.