


	GESTIÓN SERVICIOS BIBLIOTECARIOS					  	
	CARTA DE AUTORIZACIÓN						
CÓDIGO	AP-BIB-FO-06	VERSIÓN	1	VIGENCIA	2014	PÁGINA	1 de 2

Neiva, 7 de Julio de 2016

Señores

CENTRO DE INFORMACIÓN Y DOCUMENTACIÓN

UNIVERSIDAD SURCOLOMBIANA

Ciudad

El (Los) suscrito(s):

_____ Joaquín Iván Barrera Lozada _____, con C.C. No. _____ 1075258617 _____,
 _____ Sergio David Botero Mulcué _____, con C.C. No. _____ 1075268942 _____,

autor(es) de la tesis y/o trabajo de grado titulado “Diseño e implementación de un algoritmo para la identificación y clasificación de plantas en la universidad Surcolombiana fundamentadas en características físicas de las hojas empleando visión por computador”, presentado y aprobado en el año 2016 como requisito para optar al título de Ingeniero Electrónico; autorizo (amos) al CENTRO DE INFORMACIÓN Y DOCUMENTACIÓN de la Universidad Surcolombiana para que con fines académicos, muestre al país y el exterior la producción intelectual de la Universidad Surcolombiana, a través de la visibilidad de su contenido de la siguiente manera:

Los usuarios puedan consultar el contenido de este trabajo de grado en los sitios web que administra la Universidad, en bases de datos, repositorio digital, catálogos y en otros sitios web, redes y sistemas de información nacionales e internacionales “open access” y en las redes de información con las cuales tenga convenio la Institución.

- Permita la consulta, la reproducción y préstamo a los usuarios interesados en el contenido de este trabajo, para todos los usos que tengan finalidad académica, ya sea en formato Cd-Rom o digital desde internet, intranet, etc., y en general para cualquier formato conocido o por conocer, dentro de los términos establecidos en la Ley 23 de 1982, Ley 44 de 1993, Decisión Andina 351 de 1993, Decreto 460 de 1995 y demás normas generales sobre la materia.
- Continúo conservando los correspondientes derechos sin modificación o restricción alguna; puesto que de acuerdo con la legislación colombiana aplicable, el presente es un acuerdo jurídico que en ningún caso conlleva la enajenación del derecho de autor y sus conexos.

De conformidad con lo establecido en el artículo 30 de la Ley 23 de 1982 y el artículo 11 de la Decisión Andina 351 de 1993, “Los derechos morales sobre el trabajo son propiedad de los autores”, los cuales son irrenunciables, imprescriptibles, inembargables e inalienables.



GESTIÓN SERVICIOS BIBLIOTECARIOS

CARTA DE AUTORIZACIÓN



CÓDIGO	AP-BIB-FO-06	VERSIÓN	1	VIGENCIA	2014	PÁGINA	2 de 2
---------------	---------------------	----------------	----------	-----------------	-------------	---------------	---------------

EL AUTOR/ESTUDIANTE: Joaquín Iván Barrera Lozada

Firma: Ivan Barrera Id.

EL AUTOR/ESTUDIANTE: Sergio David Botero Mulcué

Firma: [Handwritten Signature]



GESTIÓN SERVICIOS BIBLIOTECARIOS

DESCRIPCIÓN DE LA TESIS Y/O TRABAJOS DE GRADO



CÓDIGO

AP-BIB-FO-07

VERSIÓN

1

VIGENCIA

2014

PÁGINA

1 de 3

TÍTULO COMPLETO DEL TRABAJO:

AUTOR O AUTORES:

Primero y Segundo Apellido	Primero y Segundo Nombre
Barrera Lozada	Joaquín Iván
Botero Mulcué	Sergio David

DIRECTOR Y CODIRECTOR TESIS:

Primero y Segundo Apellido	Primero y Segundo Nombre
Salgado Patrón	José de Jesús

ASESOR (ES):

Primero y Segundo Apellido	Primero y Segundo Nombre

PARA OPTAR AL TÍTULO DE: Ingeniero Electrónico

FACULTAD: Ingeniería

PROGRAMA O POSGRADO: Electrónica

CIUDAD: Neiva

AÑO DE PRESENTACIÓN: 2016 **NÚMERO DE PÁGINAS:** 102

TIPO DE ILUSTRACIONES (Marcar con una X):



GESTIÓN SERVICIOS BIBLIOTECARIOS

DESCRIPCIÓN DE LA TESIS Y/O TRABAJOS DE GRADO



CÓDIGO

AP-BIB-FO-07

VERSIÓN

1

VIGENCIA

2014

PÁGINA

2 de 3

Diagramas___ Fotografías X Grabaciones en discos___ Ilustraciones en general___ Grabados___ Láminas___
Litografías___ Mapas___ Música impresa___ Planos___ Retratos___ Sin ilustraciones___ Tablas o
Cuadros X

SOFTWARE requerido y/o especializado para la lectura del documento: Matlab

MATERIAL ANEXO: 7 anexos

PREMIO O DISTINCIÓN (En caso de ser LAUREADAS o Meritoria):

PALABRAS CLAVES EN ESPAÑOL E INGLÉS:

<u>Español</u>	<u>Inglés</u>	<u>Español</u>	<u>Inglés</u>
1. <u>Visión artificial</u>	<u>Computer Vision</u>	6. <u>Transformada Wavelet</u>	<u>Wavelet transform</u>
2. <u>Filtro Sobel</u>	<u>Sobel filter</u>	7. _____	_____
3. <u>Red neuronal artificial</u>	<u>Artificial neural network</u>	8. _____	_____
4. <u>Feedforward</u>	<u>Feedforward</u>	9. _____	_____
5. <u>Backpropagation</u>	<u>Backpropagation</u>	10. _____	_____

RESUMEN DEL CONTENIDO: (Máximo 250 palabras)

Este trabajo presenta una herramienta computacional basada en el uso de la visión artificial como un mecanismo de reconocimiento de plantas por medio de técnicas de procesamiento de imágenes. La recolección y selección de muestras se realizó de forma manual basándose en las especies presentes en la Universidad Surcolombiana, sede central, con el propósito de generar la base de datos con la cual se trabajó. Posteriormente se muestra el procedimiento para extraer las características significativas ya seleccionadas, a través de la transformada Wavelet y mediante el uso de mediciones estadísticas y el filtro Sobel. Los resultados obtenidos fueron aplicados al entrenamiento de una red neuronal artificial, utilizando el tipo Feedforward Backpropagation, con el objetivo de buscar la mejor respuesta.



GESTIÓN SERVICIOS BIBLIOTECARIOS

DESCRIPCIÓN DE LA TESIS Y/O TRABAJOS DE GRADO



CÓDIGO

AP-BIB-FO-07

VERSIÓN

1

VIGENCIA

2014

PÁGINA

3 de 3

ABSTRACT: (Máximo 250 palabras)

This paper presents a computational tool based on the use of machine vision as a mechanism for the recognition of plants using of image processing techniques. The collection and selection of samples was made manually based on the species present in the Surcolombiana University, in order to generate the database with which we worked. It's shown below the procedure to extract significant features through Wavelet transform and by using statistical measurements and the Sobel filter. The results were applied to the training the artificial neural network, using the Feedforward Backpropagation, with the goal of finding the best answer.

APROBACION DE LA TESIS

Nombre Jurado: Martin Diomedes Bravo Obando

Firma:

Nombre Jurado: Julián Adolfo Ramírez Gutiérrez

Firma:

DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UN ALGORITMO PARA LA IDENTIFICACIÓN
Y CLASIFICACIÓN DE PLANTAS EN LA UNIVERSIDAD SURCOLOMBIANA
FUNDAMENTADAS EN CARACTERÍSTICAS FÍSICAS DE LAS HOJAS
EMPLEANDO VISIÓN POR COMPUTADOR.

JOAQUIN IVÁN BARRERA LOZADA
SERGIO DAVID BOTERO MULCUÉ

UNIVERSIDAD SURCOLOMBIANA
FACULTAD DE INGENIERÍA
INGENIERÍA ELECTRÓNICA
NEIVA-HUILA
2016

DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UN ALGORITMO PARA LA IDENTIFICACIÓN
Y CLASIFICACIÓN DE PLANTAS EN LA UNIVERSIDAD SURCOLOMBIANA
FUNDAMENTADAS EN CARACTERÍSTICAS FÍSICAS DE LAS HOJAS
EMPLEANDO VISIÓN POR COMPUTADOR.

JOAQUIN IVÁN BARRERA LOZADA
SERGIO DAVID BOTERO MULCUÉ

Proyecto de grado presentado como requisito para optar al título de:
INGENIERO ELECTRÓNICO

Director
JOSÉ DE JESÚS SALGADO PATRÓN
Docente Programa de Ingeniería Electrónica

UNIVERSIDAD SURCOLOMBIANA
FACULTAD DE INGENIERÍA
INGENIERÍA ELECTRÓNICA
NEIVA-HUILA
2016

Nota de aceptación:

Firma del Director del Proyecto

Firma del Primer Jurado

Firma del Segundo Jurado

Neiva, Abril de 2016

A Dios, por darnos la sabiduría, respaldo y fortaleza para realizar este trabajo y a nuestras familias, por el constante apoyo de manera permanente e incondicional.

AGRADECIMIENTOS

Agradecemos a la Universidad Surcolombiana por la labor educativa recibida durante el transcurso de la carrera.

A todo el cuerpo docente y administrativo del programa de ingeniería electrónica por brindarnos su acompañamiento en el transcurso de estos años de estudio.

Finalmente a nuestros amigos y compañeros de estudio que nos respaldaron incondicionalmente en toda esta etapa haciéndola más agradable.

CONTENIDO

	Pág.
INTRODUCCIÓN	17
1. OBJETIVOS	18
1.1 OBJETIVO GENERAL	18
1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS	18
2. GENERALIDADES	19
2.1 ESTADO DEL ARTE	19
2.2 MARCO TEÓRICO	20
2.2.1 Las hojas de las plantas	20
2.2.1.1 Morfología de las hojas	21
2.2.1.2 Tipos de hojas	21
2.2 VISIÓN ARTIFICIAL	29
2.2.1 Iluminación para las aplicaciones de Visión Artificial	30
2.2.2 Detección y filtrado de bordes en una imagen	31
2.3 TRANSFORMADA WAVELET	32
2.3.1 Formas de Wavelet	34
2.3.2 Wavelets ortonormales y discretas	35
2.3.3 Transformada Discreta de Wavelet (DWT)	37
2.3.4 Transformada de Wavelet de dos dimensiones	40
2.3.5 Análisis tiempo-frecuencia	42

2.3.6 Transformada Wavelet Packet	42
2.4 REDES NEURONALES ARTIFICIALES	44
2.4.1 Arquitectura de la red	46
2.5 RED FEEDFORWARD	47
2.6 BACKPROPAGATION	49
2.6.1 Algoritmo de Backpropagation	50
3. DESARROLLO METODOLÓGICO	51
3.1 SELECCIÓN DE LAS CARACTERÍSTICAS FÍSICAS DE LAS HOJAS	51
3.2 IMPLEMENTACIÓN DEL AMBIENTE CONTROLADO	53
3.2.1 Método de iluminación empleado	53
3.2.2 Configuración del ambiente y la cámara	55
3.3 PROCESAMIENTO DE LAS IMÁGENES	58
3.3.1 Segmentación	59
3.3.2 Orientación de la hoja	60
3.3.3 Filtro Sobel	61
3.4 DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE LA RED NEURONAL	63
3.4.1 Selección de la Wavelet madre	63
3.4.2 Selección del nivel de descomposición	64
3.4.3 Selección de vector característico	65
3.4.4 Medidas estadísticas	65
3.4.5 Reducción de dimensionalidad	67
3.4.6 Selección e implementación de la red neuronal	68

3.4.6.1 Datos de entrada y datos de salida	70
3.4.6.2 Entrenamiento de la red	70
4. RESULTADOS	71
4.1 IDENTIFICACIÓN	71
4.2 INTERFAZ GRÁFICA	78
4.2.1 Base de datos virtual	78
5. CONCLUSIONES	80
6. RECOMENDACIONES	81
BIBLIOGRAFÍA	82
ANEXOS	83

LISTA DE CUADROS

	Pág.
Cuadro 1. Tipos de filtro de Fspecial.	61
Cuadro 2. Comparación entre resultados de las redes SOM y Feedforward.	69
Cuadro 3. Evaluación de datos de la red neuronal	71

LISTA DE GRÁFICAS

	Pág.
Gráfica 1. Muestras de evaluación de la hoja 7.	75
Gráfica 2. Comparación entre muestras de hoja 7 con hoja 21.	75
Gráfica 3. Muestras de evaluación de hoja 15.	76
Gráfica 4. Comparación entre muestras de hoja 15 con hoja 29.	76
Gráfica 5. Comparación entre la muestra de hoja 1 y la muestra asociada.	77
Gráfica 6. Comparación entre la muestra de hoja y la muestra asociada.	77

LISTA DE FIGURAS

	Pág.
Figura 1. Tipos de las hojas.	22
Figura 2. Tipos de hojas compuestas.	23
Figura 3. Tipos de hojas simples según sus nerviaciones.	24
Figura 4. Tipos de hojas simples según la disposición de las hojas en el tallo.	24
Figura 5. Tipos de hojas simples según su peciolo.	25
Figura 6. Tipos de hojas simples según la forma del limbo.	26
Figura 7. Tipos de hojas simples según el borde del limbo.	27
Figura 8. Tipos de hojas simples según las hendiduras del limbo.	27
Figura 9. Tipos de hojas simples según la forma del ápice foliar.	28
Figura 10. Tipos de hojas simples según la base del limbo.	29
Figura 11. Etapas generales para la interpretación de información en una imagen.	29
Figura 12. Filtro Gx y Gy de Sobel.	32
Figura 13. Comparación plano tiempo-frecuencia.	33
Figura 14. Deferentes tipos de Wavelet.	34
Figura 15. Ejemplo de DWT para un filtro pasa bajo y pasa alto.	38
Figura 16. Descomposición Wavelet de una señal.	42
Figura 17. Árbol de descomposición Wavelet packet.	43
Figura 18. Comparación entre una neurona humana y una neurona artificial.	44
Figura 19. Diagrama esquemático de una red neuronal.	45
Figura 20. Red neuronal de una capa con R elementos de entrada y S neuronas.	46
Figura 21. Red neuronal de múltiples capas.	47
Figura 22. Representación de red de una capa de S neuronas logsis con entrada R.	48

Figura 23. Flujo del proceso de identificación de hojas.	51
Figura 24. Recolección de muestras de las hojas.	53
Figura 25. Prototipo de adquisición de imágenes del sistema.	54
Figura 26. Domo de adquisición.	54
Figura 27. Especificaciones LOGITECH C920.	55
Figura 28. Cámara en modo automático.	56
Figura 29. Imagen adquirida en modo automático	56
Figura 30. Cámara en modo manual.	57
Figura 31. Imagen adquirida en modo manual.	57
Figura 32. Imagen recortada en escala de grises.	59
Figura 33. Modificación de la orientación del objeto de interés. De izquierda a derecha.	60
Figura 34. Cambio de orientación y segmentación de la hoja	61
Figura 35. Imagen del filtrado Sobel.	62
Figura 36. Comportamiento de las Wavelets madres.	63
Figura 37. Selección de Wavelet madre.	64
Figura 38. Transformada de Wavelet. Nivel 1.	65
Figura 39. Cálculo del vector característico.	68
Figura 40. Entrenamiento de la red neuronal	71
Figura 41. Identificación muestra 6, hoja 7.	74
Figura 42. Identificación hoja 21.	74
Figura 43. Identificación muestra 3, hoja 15.	74
Figura 44. Identificación hoja 9.	74
Figura 45. Interfaz gráfica.	78
Figura 46. Base de datos virtual. Catálogo de hojas con las que se trabajó.	79

LISTA DE ANEXOS

	Pág
Anexo A. Base de datos de especies de hojas de las plantas.	83
Anexo B. Algoritmo para la corrección de la orientación de la hoja. .	94
Anexo C. Algoritmo para el cálculo de la entropía de Shannon de las Wavelet madres.	95
Anexo D. Algoritmo para la construcción del vector característico de cada muestra.	96
Anexo E. Algoritmo de configuración y entrenamiento de la red neuronal.	97
Anexo F. Manual de usuario de la interfaz gráfica.	98
Anexo G. Base de datos de acceso virtual.	101

GLOSARIO

BACKPROPAGATION: es un algoritmo de aprendizaje supervisado para entrenar redes neuronales artificiales. Backpropagation emplea un ciclo de propagación – adaptación de dos fases donde el error significa la diferencia de la salida actual del sistema y una salida objetivo.

ESPECIE: categoría o división establecida teniendo en cuenta determinadas cualidades, condiciones o criterios de clasificación.

FEEDFORWARD: es un tipo de red neuronal artificial, en donde todas las señales neuronales se propagan hacia delante a través de las capas de la red. No existen conexiones hacia atrás ni tampoco autorrecurrentes, por lo tanto ninguna salida de las neuronas es entrada de estas ni del mismo nivel tampoco.

RED NEURONAL ARTIFICIAL: es un modelo matemático inspirado en el comportamiento de los sistemas nerviosos biológicos, adaptados para el aprendizaje, procesamiento automático y simulado en computadoras convencionales.

TRANSFORMADA WAVELET: es la representación de la descomposición de una función $f(x)$ en términos de funciones de versiones trasladadas y dilatadas en una misma función.

WAVELET: es una forma de pequeña onda de duración efectiva limitada que tiene valor promedio igual a cero. La *Wavelet* puede representar datos o funciones y tienden a ser irregulares y asimétricas.

RESUMEN

Este trabajo presenta una herramienta computacional basada en el uso de la visión artificial como un mecanismo de reconocimiento de plantas por medio de técnicas de procesamiento de imágenes. La recolección y selección de muestras se realizó de forma manual basándose en las especies presentes en la Universidad Surcolombiana, sede central, con el propósito de generar la base de datos con la cual se trabajó. Posteriormente se muestra el procedimiento para extraer las características significativas ya seleccionadas, a través de la transformada *Wavelet* y mediante el uso de mediciones estadísticas y el filtro Sobel. Los resultados obtenidos fueron aplicados al entrenamiento de una red neuronal artificial, utilizando el tipo Feedforward Backpropagation, con el objetivo de buscar la mejor respuesta.

PALABRAS CLAVE: *Visión artificial, filtro Sobel, red neuronal artificial, Feedforward, Backpropagation, transformada Wavelet.*

ABSTRACT

This paper presents a computational tool based on the use of machine vision as a mechanism for the recognition of plants using of image processing techniques. The collection and selection of samples was made manually based on the species present in the Surcolombiana University, in order to generate the database with which we worked. It's shown below the procedure to extract significant features through Wavelet transform and by using statistical measurements and the Sobel filter. The results were applied to the training the artificial neural network, using the Feedforward Backpropagation, with the goal of finding the best answer.

KEYWORDS: *Computer Vision, Sobel filter, artificial neural network, Feedforward, Backpropagation, Wavelet transform.*

INTRODUCCIÓN

Actualmente, las etapas iniciales de clasificación empleadas para la identificación de características morfológicas o inspección de patrones de las plantas están basados en la supervisión visual de las personas.¹ Aunque es una ayuda significativa, en ocasiones no es tan rápida ni precisa y requiere consideración de otras variables como la flora de la planta, lo que ha llevado al ser humano a buscar nuevos métodos inteligentes que puedan ayudar y mejorar en este tipo de procesos. Los sistemas de visión artificial se emplean cada vez más para suplir distintos tipos de necesidades, su mayor ventaja es la objetividad y consistencia durante extensos periodos de tiempo.

La visión artificial contiene la captura, procesamiento y análisis de las imágenes, de esta forma facilita la valoración objetiva de toda característica visual presente, permitiendo así la toma de decisiones, posterior al reconocimiento.

En este trabajo se muestra el desarrollo del algoritmo realizado para la identificación y clasificación de plantas seleccionadas en la Universidad Surcolombiana, sede central, fundamentada en características físicas de las hojas. Como una etapa fundamental, se aplica el operador Sobel para resaltar el borde y la nervadura de las hojas. Seguidamente, se traslada la nueva imagen al espacio frecuencial a través de la transformada *Wavelet* como fundamento del vector característico de cada muestra. Finalmente, se evalúan los resultados de acuerdo al porcentaje de muestras, previamente definidas, e identificadas correctamente en la red neuronal de tipo Feedforward. El algoritmo es adaptado a una interfaz gráfica que permite al usuario observar gráficamente el proceso del tratamiento de imágenes y obtener información de las hojas identificadas.

¹Castellanos C. Carolina, Bonilla María A. "Grupos funcionales de plantas con potencial uso para la restauración en bordes de avance de un bosque alto andino". Universidad Nacional de Colombia, Bogotá, Colombia. Febrero 2011.

1. OBJETIVOS

1.1 OBJETIVO GENERAL

Diseñar e implementar un algoritmo para identificar y clasificar las plantas que habitan los entornos de la Universidad Surcolombiana, fundamentada en características físicas de las hojas a través de visión por computador.

1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

Estudiar la flora, soportados en el programa de licenciatura en educación básica con énfasis en Ciencias Naturales y Educación Ambiental, en la Universidad Surcolombiana, para seleccionar las características que se utilizarán para su identificación en la plataforma de implementación.

Diseñar e implementar el ambiente controlado para la adquisición y procesamiento de las imágenes.

Implementar el algoritmo para la adquisición, identificación, clasificación, tratamiento y procesamiento de las imágenes de las plantas a trabajar.

Entrenar el sistema de redes neuronales para el reconocimiento de los patrones presentes en las hojas.

Centralizar la información en una base de datos virtual de acceso público

Garantizar el correcto funcionamiento del algoritmo y verificar su eficiencia.

Exponer los resultados obtenidos a través de un informe que condense el desarrollo de la propuesta

2 GENERALIDADES

2.1 ESTADO DEL ARTE

Las plantas hacen parte de las fuentes de vida más importantes. Si bien son fundamentales en las etapas de circulación del oxígeno en el planeta, su importancia es drásticamente significativa como productoras de alimentos para el ser humano. Porque los humanos son omnívoros necesitan plantas para sobrevivir, pero es mucho más que eso: Necesitan diferentes tipos de plantas con el fin de cumplir con sus necesidades fisiológicas, puesto que una sola planta no puede proveer todo lo que el ser humano necesita.²

Debido a la dinámica de la relación entre plantas y seres humanos, se ha despertado un interés muy grande por parte de este último en el estudio de la relevancia de las diferentes clases de plantas que habitan en los ecosistemas que lo rodean y la conservación de especies. Sin embargo, la clasificación e identificación de plantas es una tarea complicada desde el punto de vista del procedimiento.

De acuerdo a la teoría de la taxonomía de las plantas, se puede inferir que las hojas de las plantas son más útiles y base directa para diferenciar una planta de otras. Por otra parte, las hojas pueden ser fácilmente encontradas y recolectadas en todas partes.³

Hasta el momento, la mayoría de trabajos de desarrollo de técnicas para la identificación de plantas a través de información física de sus hojas se ha hecho alrededor del estudio de patrones de formas y colores, siendo limitados por aspectos como similitud entre diferentes especies. En el año 2012, se desarrolló un sistema de identificación de hojas de plantas medicinales. Utilizaron matrices dependientes del espacio de tono de grises (GTSDM), textura en escala de grises y operadores

²Chevalier, A., Marinova, E. y Peña-Chocarro, L., 2014. "Plants and people. Choices and diversity through time". OXBOW BOOKS, Vol. 1, pp.3-6.

³Wang, X., Feng, B., Bai, X., Liu, W. y Latecki, L.J., 2014. Bag of contour fragments for robust shape classification. Elsevier: Pattern Recognition, Vol 47.6, 2116-2125.

de patrones binarios locales. Este método tiene un porcentaje de exactitud de 94.7% de una base de datos de 250 muestras de 5 tipos de plantas.⁴

Para el 2012, también se sugirió un método que emplea las venas, forma, color y textura como fuente de información de la hoja. Se calculó 54 diferentes características y se empleó una red neuronal artificial probabilística. El porcentaje de exactitud obtenido del sistema propuesto fue del 95% de la base de datos empleada.⁵

Más recientemente, en el año 2015, se desarrolló un sistema de identificación, basado en dimensiones físicas de las hojas, utilizando también, el histograma de colores de estas. Se empleó la clasificación k-nn con un porcentaje de exactitud de 87.3%. Este porcentaje basado en 640 muestras pertenecientes a 32 especies de plantas diferentes.⁶

Para el año 2015, se propuso un nuevo método de clasificación e identificación usando una combinación de la forma de la hoja y su textura. La eficacia del sistema se comprobó utilizando dos sistemas neuronales. El primero, un controlador neuro-fuzzy y el segundo un perceptron multicapa tipo Feedforward Backpropagation. El mejor resultado que se obtuvo con este trabajo fue 87.1%. Este porcentaje basado en 930 muestras pertenecientes a 31 especies de plantas seleccionadas por los investigadores.⁷

2.2 MARCO TEÓRICO

2.2.1 Las hojas de las plantas. En las plantas, las hojas son estructuras planas derivadas de un meristemo caulinar apical y con dos superficies diferentes, una superior, haz o adaxial y otra inferior, envés o abaxial. Son los órganos fotosintéticos

⁴Arun, C.H., Emmanuel W.R. y Durairaj, D.C., 2012. Texture feature extraction for identification of medicinal plants and comparison of different classifiers. *International Journal of Computer Applications*, vol 62.12, 1-9.

⁵Kadir, A., Nugroho, L.E., Susanto, A. y Santosa, P.I., 2012. Experiments of zernike moments for leaf identification. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, vol. 41.1, 82-93.

⁶Munisami, T., Ramsurn, M., Kishnah, S. y Pudaruth, S., 2015. Plant leaf recognition using shape features and color histogram with k-nearest neighbor classifiers. *Procedia Computer Science*, vol. 58, 740-747.

⁷Chaki, J., Parekh, R. y Battacharya, S., 2015. Plant leaf recognition using texture and shape features with neural classifiers. *Elsevier: Pattern Recognition Letters*, Vol. 58, 61-68.

por excelencia de las plantas gracias a la enorme cantidad de cloroplastos que poseen sus células. Además, son las principales responsables de controlar la transpiración para evitar la pérdida excesiva de agua.⁸

2.2.1.1 Morfología de las hojas. Desde el punto de vista morfológico, cada planta cuenta con distintas partes que las diferencian unas de las otras, en la hoja se distinguen las siguientes partes:⁹

- **Limbo:** es la parte ensanchada de la hoja, normalmente con una cara superior llamada haz y una inferior llamada envés. Consta de tres regiones: base, ápice y bordes. En el envés son muy abundantes los estomas, que son pequeños poros de las plantas localizados en la superficie de sus hojas. Constan de dos grandes células capaces de separarse entre sí, regulando así el tamaño total del poro, y por lo tanto, la capacidad de intercambio de gases y de pérdida de agua.

- **Pecíolo:** es el rabillo que sirve de enlace entre limbo foliar y tallo. El pecíolo se desarrolla en la fase germinativa de la plántula, en el tejido embrionario llamado hipocótilo.

- **Vaina:** es la base más o menos ensanchada de la hoja, que abraza total o parcialmente al tallo de toda planta. Se encuentra muy desarrollada en las gramíneas.

- **Nervadura:** corresponde con la disposición de los tejidos conductores (xilema y floema) sobre el limbo foliar.

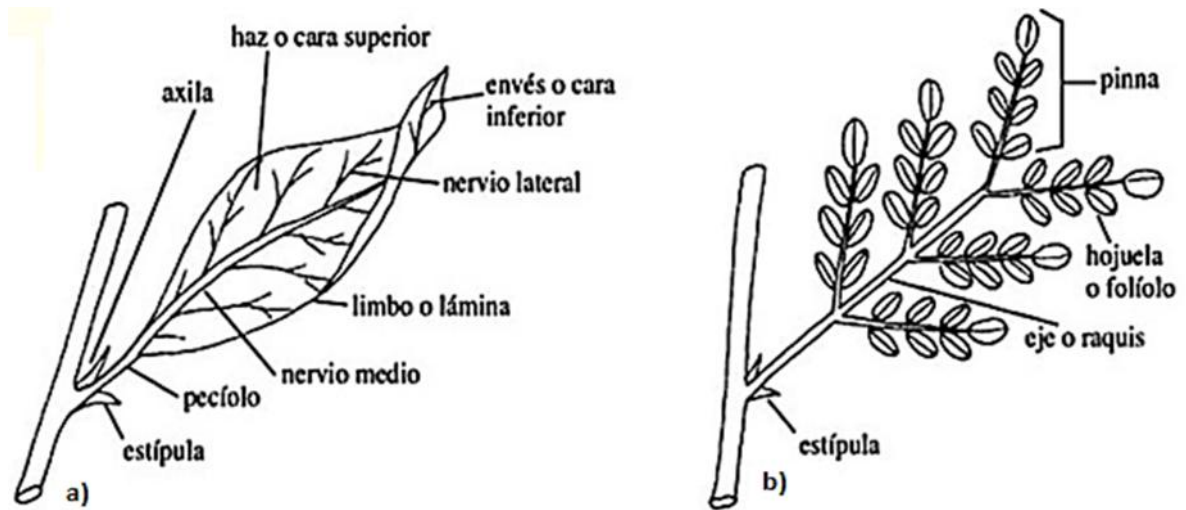
2.2.1.2 Tipos de hojas. Las hojas pueden ser simples, cuando a cada pecíolo le corresponde un limbo, y compuestas, cuando a un pecíolo le corresponden dos o más limbos, que en ese caso se denominan folíolos. Un foliolo se distingue de una hoja en la ausencia de yema en su base.¹⁰

⁸ Megías Manuel, Molist Pilar, Pombal Manuel A. "atlas de historia vegetal y animal", [en línea]. Octubre 2015 [15 de Marzo de 2016]. Disponible en la web: <http://mmegias.webs.uvigo.es/descargas/o-v-hoja.pdf>

⁹ Jiménez Mateo J. "Funciones, estructura y morfología de las hojas", [en línea]. [15 de Marzo 2016] Disponible en la web: <http://servicios.educarm.es/templates/portal/ficheros/websDinamicas/20/Hojas.pdf>

¹⁰ Jiménez Mateo J. "Funciones, estructura y morfología de las hojas", [en línea]. [15 de Marzo 2016] Disponible en la web: <http://servicios.educarm.es/templates/portal/ficheros/websDinamicas/20/Hojas.pdf>

Figura 1. Tipos de las hojas. a) Hoja simple. b) Hoja compuesta.



Fuente: Menéndez Valderrey. Manual de identificación de plantas vasculares.

Hojas compuestas

Se clasifican dependiendo de la disposición de los folíolos en:¹¹

- **Palmeadas o palmaticompuestas:** todos los folíolos salen del extremo del pecíolo, a semejanza de la palma de la mano de los dedos (Ej: castaño de indias). A su vez, pueden ser:

- Binadas: si están constituidas por dos folíolos.
- Ternadas: si están constituidas por tres folíolos.
- Quinadas: si están constituidas por cinco folíolos.
- Digitadas: cuando el número de folíolos es mayor de cinco.

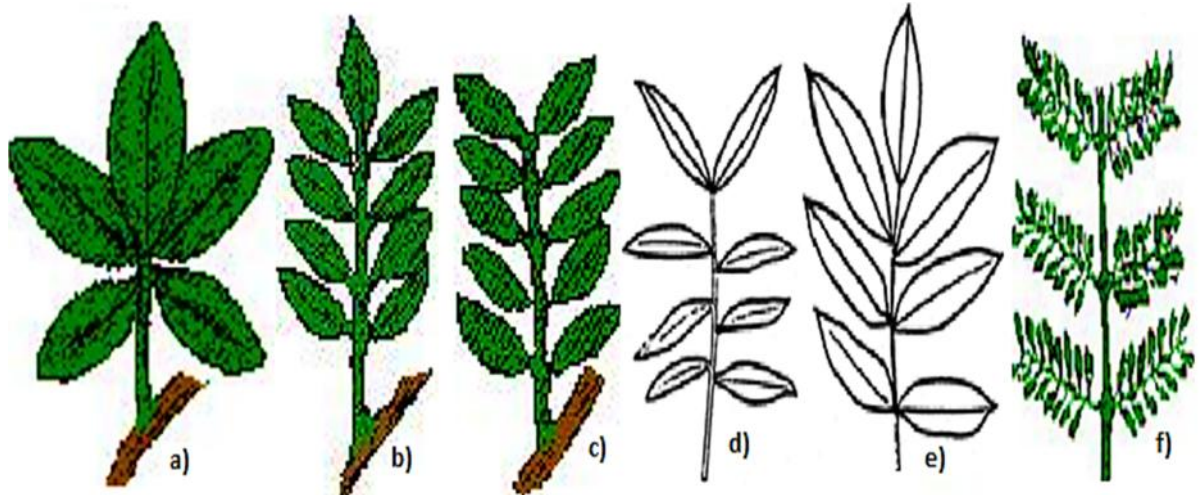
- **Pinnadas:** todos los folíolos salen de un mismo eje (raquis), a semejanza de una pluma. A su vez, pueden ser imparipinnadas o paripinnadas, según que acabe o no en un solo folíolo. A su vez, pueden ser:

- Alternipinnadas: cuando los folíolos van en disposición alterna.
- Opositipinnadas: cuando los folíolos son opuestos.
- Bipinnadas o bicompuestas: si los folíolos se dividen a su vez en otros.

¹¹ Jiménez Mateo J. "Funciones, estructura y morfología de las hojas", [en línea]. [15 de Marzo 2016] Disponible en la web:

<http://servicios.educarm.es/templates/portal/ficheros/websDinamicas/20/Hojas.pdf>

Figura 2. Tipos de hojas compuestas. a) Quinada. b) Imparipinnada. c) Paripinnada. d) Alternipinnada. e) Opositipinnada. f) Bipinnada.



Fuente: J. Jiménez. Mateo. *Funciones, estructura y morfología de las hojas*.

Hojas simples

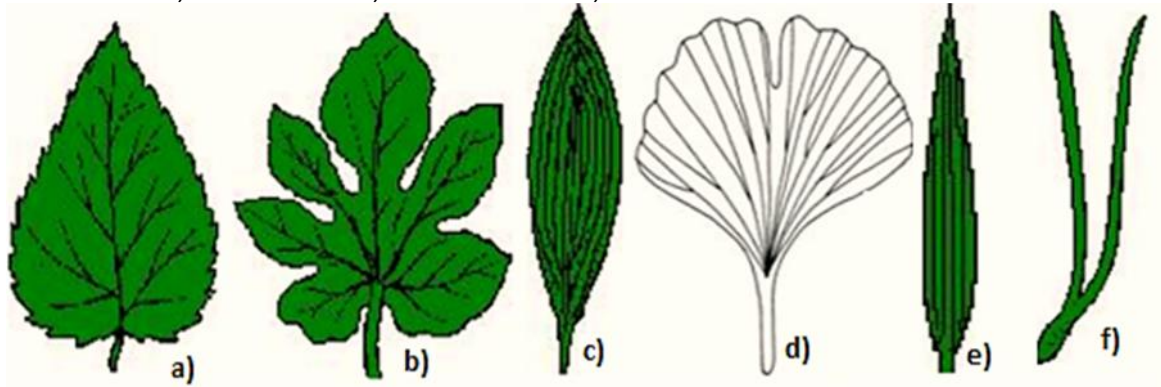
Según criterios, a su vez se clasifican en:¹²

- Según las nerviaciones:

- Paralelinervias: tienen los nervios rectos y casi paralelos, todos procedentes de la base (monocotiledóneas). Cuando los nervios son curvos, reciben el nombre de curvinervias.
- Penninervias: hojas con un nervio medio principal del que nacen a ambos lados nervios laterales.
- Palminervias: hojas con varios nervios principales que se originan en un mismo punto.
- Dicotómicas: cuando cada nervio se divide en dos nervios semejantes.
- Uninervia: un solo nervio.

¹² Jiménez Mateo J. "Funciones, estructura y morfología de las hojas", [en línea]. [15 de Marzo 2016] Disponible en la web: <http://servicios.educarm.es/templates/portal/ficheros/websDinamicas/20/Hojas.pdf>

Figura 3. Tipos de hojas simples según su nerviaciones. a) Penninervia. b) Palminervia. c) Curvinervia. d) Dicotómica. e) Paralelinervia. f) Uninervia.

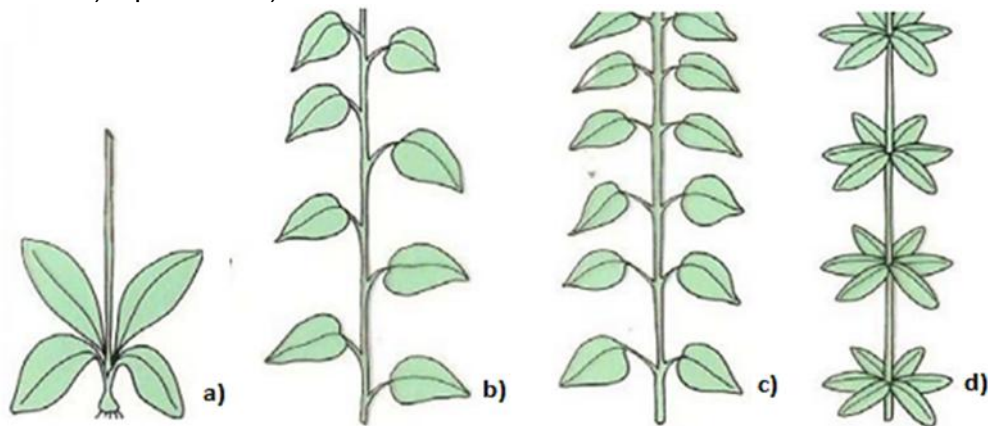


Fuente: J. Jiménez. Mateo. *Funciones, estructura y morfología de las hojas*.

- Por la disposición de las hojas en el tallo:¹³

- Opuestas: de cada nudo salen dos hojas situadas una enfrente de la otra.
- Alternas: de cada nudo sale una sólo hoja.
- Verticiladas: de cada nudo salen varias hojas dispuestas en círculo a modo de molinete.
- Basales: se disponen en el extremo inferior del tallo dispuestas a su alrededor.
- Fasciculadas: si van en grupos, como en el cedro.

Figura 4. Tipos de hojas simples según su disposición de las hojas en el tallo. a) Basales. b) Alternas. c) Opuestas. d) Verticiladas.



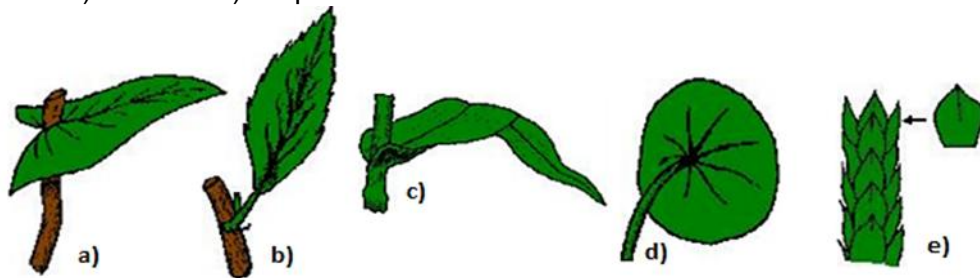
Fuente: J. Jiménez. Mateo. *Funciones, estructura y morfología de las hojas*.

¹³ Jiménez Mateo J. "Funciones, estructura y morfología de las hojas", [en línea]. [15 de Marzo 2016] Disponible en la web: <http://servicios.educarm.es/templates/portal/ficheros/websDinamicas/20/Hojas.pdf>

- Por su pecíolo:¹⁴

- Ñ Peciolada: tiene pecíolo.
- Ñ Sésil o sentada: no tiene pecíolo.
- Ñ Peltada: el pecíolo se inserta en medio del limbo.
- Ñ Envainadora: la vaina abraza completamente el tallo.
- Ñ Empizarradas: cuando tienen forma de escamas y van imbricadas.

Figura 5. Tipos de hojas simples según su pecíolo. a) Sésil. b) Peciolada. c) Envainadora. d) Peltada. e) Empizarrada.



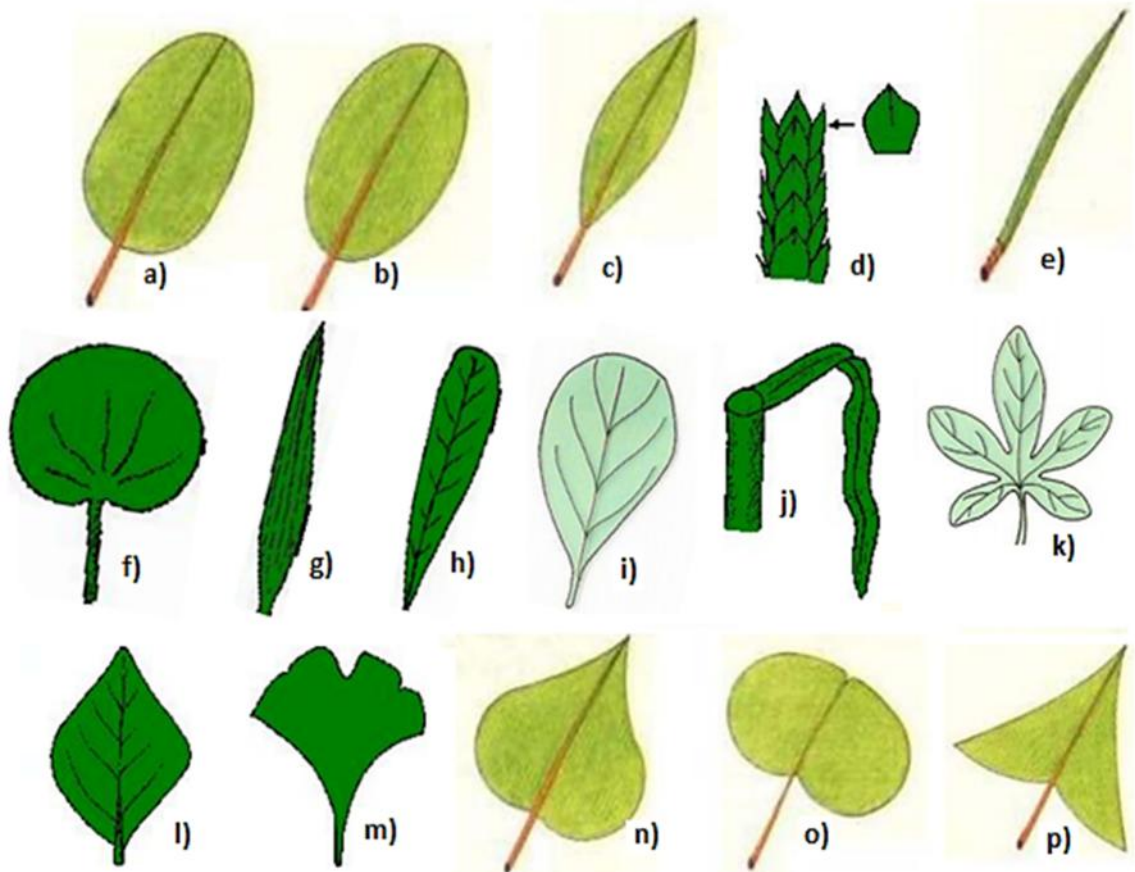
Fuente: J. Jiménez. Mateo. *Funciones, estructura y morfología de las hojas*.

- Por la forma del limbo: entre las principales:¹⁴

- Ñ Sagitadas: en forma de flecha.
- Ñ Ovaladas o elípticas: con forma de óvalo.
- Ñ Orbiculares o redondeadas: de forma más o menos circular.
- Ñ Espatuladas: con forma de espátula.
- Ñ Aciculares: largas, delgadas y puntiagudas.
- Ñ Escuamiformes o escamosas: en forma de escama.
- Ñ Acorazonadas: en forma de corazón.
- Ñ Romboides: en forma de rombo.
- Ñ Lanceoladas: con forma de punta de lanza.
- Ñ Lineares: alargadas y con bordes paralelos o casi.
- Ñ Flaberiformes: en forma de abanico.
- Ñ Ovadas: en forma de huevo, con la parte más ancha cercana al pecíolo.
- Ñ Acintadas: en forma de cinta.
- Ñ Obovadas: de forma ovada, pero con la parte más ancha hacia el ápice.
- Ñ Arriñonadas: similar a un riñón.
- Ñ Palmeada: en forma de palma de mano.

¹⁴ Jiménez Mateo J. "Funciones, estructura y morfología de las hojas", [en línea]. [15 de Marzo 2016] Disponible en la web: <http://servicios.educarm.es/templates/portal/ficheros/websDinamicas/20/Hojas.pdf>

Figura 6. Tipos de hojas simples según la forma del limbo. a) Ovada. b) Ovalada. c) Lanceolada. d) Escamosa. e) Acicular. f) Orbicular. g) Linear. h) Espatulada. i) Obovada. j) Acintada. k) Palmeada. l) Romboide. m) Flaberiforme. n) Acorazonada. o) Arriñonada. p) Sagitada.



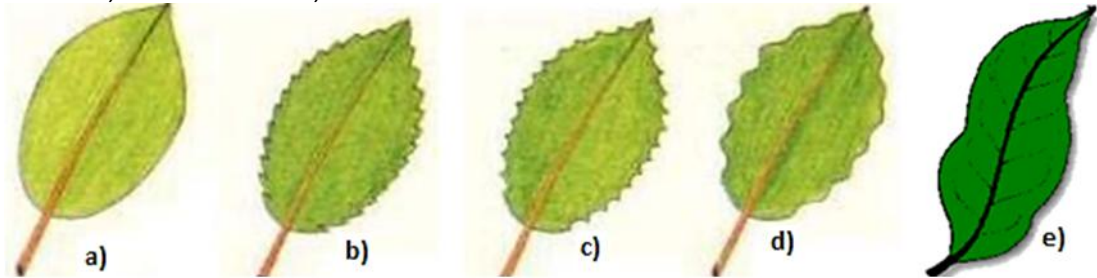
Fuente: J. Jiménez. Mateo. *Funciones, estructura y morfología de las hojas*.

- Por el borde del limbo:¹⁵

- Ñ Aserradas: cuando los dientes, simples o dobles, son agudos y se inclinan hacia el ápice como los de una sierra.
- Ñ Enteras: si llevan el borde liso.
- Ñ Festoneadas: con dientes redondeados.
- Ñ Dentadas: con entrantes muy poco profundos.
- Ñ Sinuadas: como las festoneadas pero de ondulación más suave.

¹⁵ Jiménez Mateo J. "Funciones, estructura y morfología de las hojas", [en línea]. [15 de Marzo 2016] Disponible en la web: <http://servicios.educarm.es/templates/portal/ficheros/websDinamicas/20/Hojas.pdf>

Figura 7. Tipos de hojas simples según el borde del limbo. a) Entera. b) Aserrada. c) Dentada. d) Festoneada. e) Sinuada.

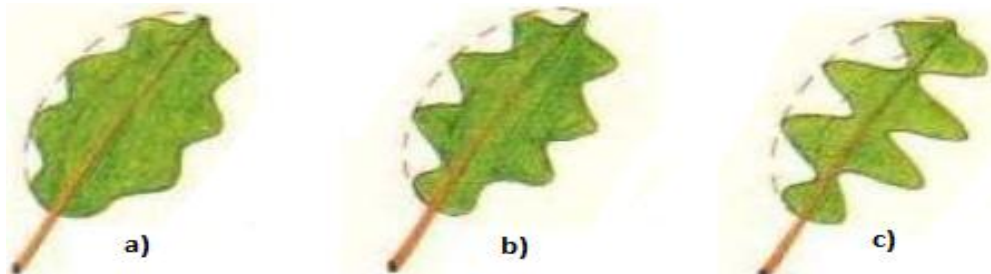


Fuente: J. Jiménez. Mateo. *Funciones, estructura y morfología de las hojas*.

- **Por las hendiduras del limbo**, pueden ser:¹⁶

- Ñ Lobuladas: con lóbulos poco pronunciados.
- Ñ Hendidas: con lóbulos pronunciados, puede llegar hasta la mitad del limbo.
- Ñ Seccionadas: con lóbulos muy hendidos, pudiendo llegar la escotadura hasta el hasta el nervio medio

Figura 8. Tipos de hojas simples según las hendiduras del limbo. a) Lobuladas. b) Hendidas. c) Seccionadas.



Fuente: J. Jiménez. Mateo. *Funciones, estructura y morfología de las hojas*.

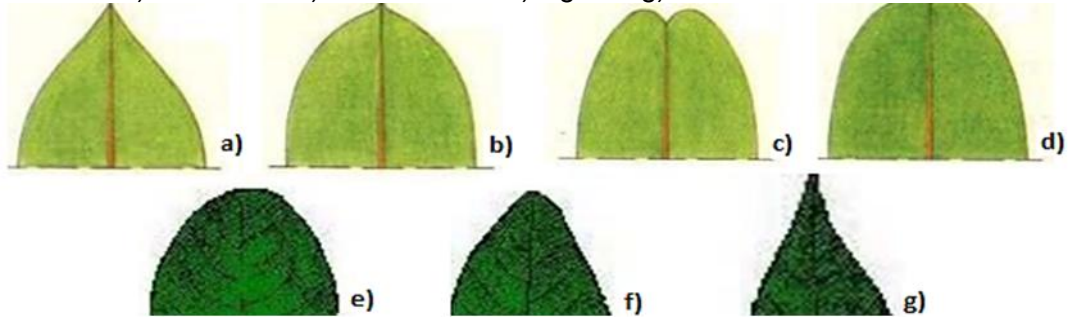
- **En función de la forma del ápice foliar**, se distinguen las siguientes:¹⁵

- Ñ Acuminadas: cuando poseen la punta muy aguda.
- Ñ Apiculadas: si la punta se forma bruscamente.
- Ñ Mucronadas: si lo que se forma bruscamente es un "pezón".
- Ñ Truncadas: como si estuvieran cortadas transversalmente.
- Ñ Redondeadas: si tiene forma de arco circular.
- Ñ Escotadas: si están hendidas en el extremo, de modo que el ápice es entrante.
- Ñ Agudo: termina en una punta suave.

¹⁶ Jiménez Mateo J. "Funciones, estructura y morfología de las hojas", [en línea]. [15 de Marzo 2016] Disponible en la web:

<http://servicios.educarm.es/templates/portal/ficheros/websDinamicas/20/Hojas.pdf>

Figura 9. Tipos de hojas simples según la forma del ápice foliar. a) Apiculada. b) Mucronada. c) Escotada. d) Truncada. e) Redondeada. f) Aguda. g) Acuminada.

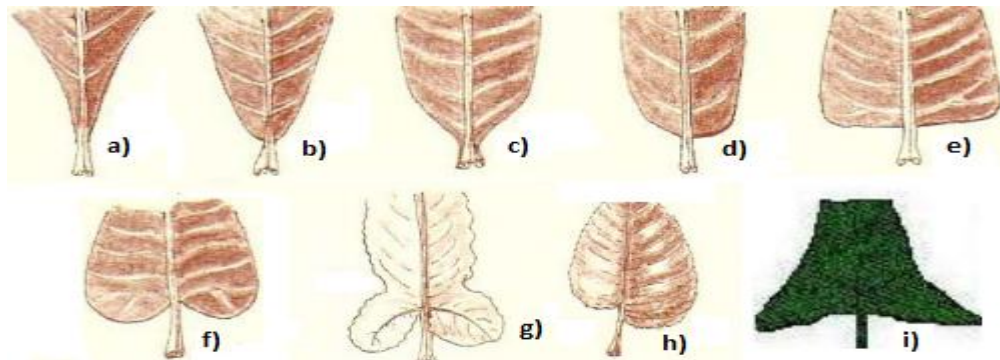


Fuente: J. Jiménez. Mateo. *Funciones, estructura y morfología de las hojas.*

- Por la base del limbo las principales son:¹⁷

- Ñ Cuneadas: en forma de cuña.
- Ñ Truncadas: como cortadas de repente.
- Ñ Agudas: si se estrechan suavemente hacia el peciolo.
- Ñ Atenuadas: si lo hacen más bruscamente que la anterior.
- Ñ Auriculadas: si van provistas de dos aurículas laterales.
- Ñ Cordadas: tienen dos lóbulos redondeados, su forma recuerda a un corazón.
- Ñ Hastadas: con los lóbulos perpendiculares al nervio central.
- Ñ Asimétricas u oblicuas: en las que cada una de las partes del limbo se unen al peciolo a distinta altura.
- Ñ Redondeadas.

Figura 10. Tipos de hojas simples según la base del limbo. a) Cuneada. b) Aguda. c) Atenuada. d) Redondeada. e) Truncada. f) Cordada. g) Auriculada. h) Asimétrica. i) Hastadas.



Fuente: J. Jiménez. Mateo. *Funciones, estructura y morfología de las hojas.*

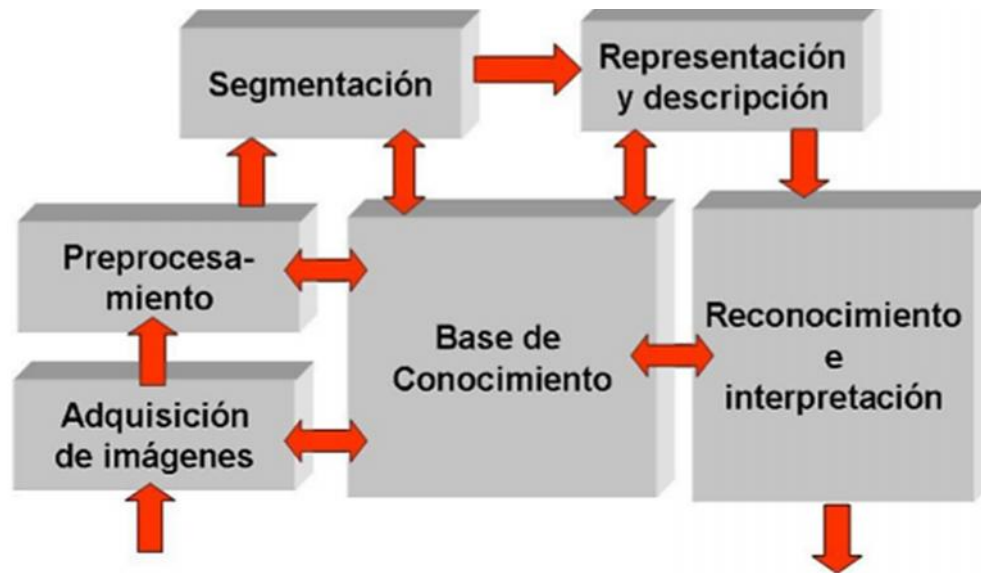
¹⁷ Jiménez Mateo J. "Funciones, estructura y morfología de las hojas", [en línea]. [15 de Marzo 2016] Disponible en la web:

<http://servicios.educarm.es/templates/portal/ficheros/websDinamicas/20/Hojas.pdf>

2.3 VISIÓN ARTIFICIAL

La visión artificial es una rama de la 'Inteligencia artificial', la cual busca interpretar la realidad física a través de información contenida en imágenes. Las etapas para el proceso de interpretación de la información de la realidad física se pueden resumir como se muestra a continuación:¹⁸

Figura 11. Etapas generales para la interpretación de información en una imagen.



Fuente: Pajares Martin. Sanz Gonzalo. Visión por computador – de. Ra-Ma

- **Adquisición de imágenes:** en esta etapa se busca tomar las imágenes que contienen la información a interpretar. Se tiene muy en cuenta componentes como la iluminación, cámaras, filtros, etc.
- **Procesamiento:** busca resaltar algunas características de la imagen de tal manera que se logre adecuar para obtener la mayor cantidad de información útil posible. Se realizan procesos de limpieza de ruido, balance de grises, etc.
- **Segmentación:** se divide la imagen en múltiples sectores con el objetivo de identificar las regiones que contienen la información que se va a procesar, discriminando aquella que no es útil o necesaria.

¹⁸“Visión artificial e interacción sin mandos”, [en línea] Diciembre de 2010, [07 de Marzo de 2015]. Disponible en la web:

<http://sabia.tic.udc.es/gc/Contenidos%20adicionales/trabajos/3D/VisionArtificial/index.html>

- **Representación y descripción:** en esta etapa se extraen características específicas de la información tales como morfología, color, textura, etc.
- **Reconocimiento e interpretación:** al poseer las características e información adecuada, se procede a analizar y procesar la imagen, realizando mediciones, pruebas, manipulación de espectros, entre otras etapas que entregaran resultados sobre los cuales se tomarán decisiones dentro de una determinada aplicación.

2.2.1 Iluminación y fuentes luminosas para las aplicaciones de Visión Artificial. En cualquier tipo de aplicación de visión artificial, la iluminación juega un papel primordial y determinante a la hora de trabajar con ella. Si se elige una técnica apropiada se logra que la respuesta sea mucho mejor, aumentando su exactitud y la fiabilidad del sistema.

Iluminación de día nublado (CDI). La técnica Cloudy Day Illumination, provee iluminación difusa y su intención es proporcionar luz de todos o casi todos los puntos, lo que crea una perfecta iluminación libre de sombras.¹⁹ Esta técnica tiene un efecto muy similar al que se puede observar en un día perfectamente nublado, en este, la dirección del sol es completamente imperceptible, la luz emitida es perfectamente distribuida en todas las direcciones del sistema. La CDI, es la técnica de iluminación más perfectamente difusa que existe por su alto nivel uniformidad. La CDI, cuenta con una esfera difusora para proporcionar un ambiente de iluminación difusa.

Cada tipo de fuente de iluminación presenta distintas ventajas y desventajas. Entre los elementos comerciales se cuenta con factores significativos para el sistema de visión artificial.

Los LEDs proporcionan una intensidad de iluminación relativa a un costo muy interesante, y además tienen una larga vida. Otra consideración que se tiene en cuenta es que sólo requieren un cable de alimentación y no un haz de fibra óptica que en ocasiones es muy delicado. La intensidad de la iluminación continua por led no es tan intensa como otros tipos de iluminación pero actualmente existen en el mercado leds de alta intensidad, como los leds de 3W que proporcionan una iluminación mucho más potente, además, permiten concentrar un gran número en una superficie muy reducida y por tanto aumentar aún más el poder lumínico.

¹⁹"Iluminación para las aplicaciones de Visión Artificial". Universidad Nacional de Quilmes. Argentina.2005

2.2.2 Detección y filtrado de bordes en una imagen. Los bordes de una imagen digital se pueden definir como transiciones entre dos regiones de niveles de gris significativamente distintos. Suministran una valiosa información sobre las fronteras de los objetos y puede ser utilizada para segmentar la imagen, reconocer objetos, etc.²⁰ Por lo general, las técnicas para la detección de bordes emplean operadores de tipo local basados en aproximaciones discretas de la primera y segunda derivada de los niveles de grises de la imagen.

Técnicas de filtrado

- **Filtros paso bajo.** Son útiles cuando se presume que la imagen a trabajar tiene gran cantidad de ruido y se quiere eliminar. Su objetivo principal es suavizar la imagen, pueden utilizarse para resaltar la información correspondiente a una determinada escala (tamaño de la matriz de filtrado).

- **Filtros paso alto.** Resaltan las zonas con mayor variabilidad, de esta forma, eliminan lo que sería la componente media, precisamente la que detectan los filtros de paso bajo. La respuesta de cada pixel está contaminada por la de los pixeles vecinos ya que, considerando la superficie terrestre como lambertiana, la radiación reflejada por un pixel se reparte hacia los pixeles vecinos. Los filtros de paso alto consiguen eliminar en parte esta contaminación presente.

- **Filtros direccionales.** Se utilizan principalmente cuando se necesita detectar estructuras que siguen una determinada dirección en el espacio resaltando el contraste entre los píxeles situados a ambos lados de la estructura.

- **Filtros para la detección de bordes.** Uno de los más utilizados es el detector de bordes de Sobel que realiza la variación entre filas y columnas.

El operador Sobel es un operador diferencial discreto que calcula una aproximación al gradiente de la función de intensidad de una imagen. Para cada punto de la imagen a procesar, el resultado del operador Sobel es tanto el vector gradiente correspondiente, como la norma de éste vector. Se supone que es más sensible a los bordes diagonales.²¹

²⁰"Detección de bordes en una imagen". Universidad de Jaén. [en línea] Diciembre de 2006, [29 de Marzo de 2016]. Disponible en la web:
http://www4.ujaen.es/~satorres/practicas/practica3_vc.pdf

²¹Patnaik, S. and Yang, Y.M. (2012). "Soft Computing Techniques in Vision Science" 395. Springer.

Matemáticamente, el operador utiliza dos kernels de 3x3 elementos para aplicar convolución a la imagen original para calcular aproximaciones a las derivadas, un kernel para los cambios horizontales y otro para las verticales. Gx y Gy son dos imágenes resultado de la imagen original que representan para cada punto las aproximaciones horizontal y vertical de las derivadas de intensidades, es calculado como:²²

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$$

Ecuación 1.

Figura 12. Filtro Gx y Gy de Sobel.

-1.0	0	1.0
-2.0	0	2.0
-1.0	0	1.0

Filtro Gx de Sobel

-1.0	-2.0	-1.0
0	0	0
1	2	1

Filtro Gy de Sobel

Fuente: *Técnicas de filtrado. Um. España*

Con esta información, se puede calcular también la dirección del gradiente:

$$\theta = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right)$$

Ecuación 2.

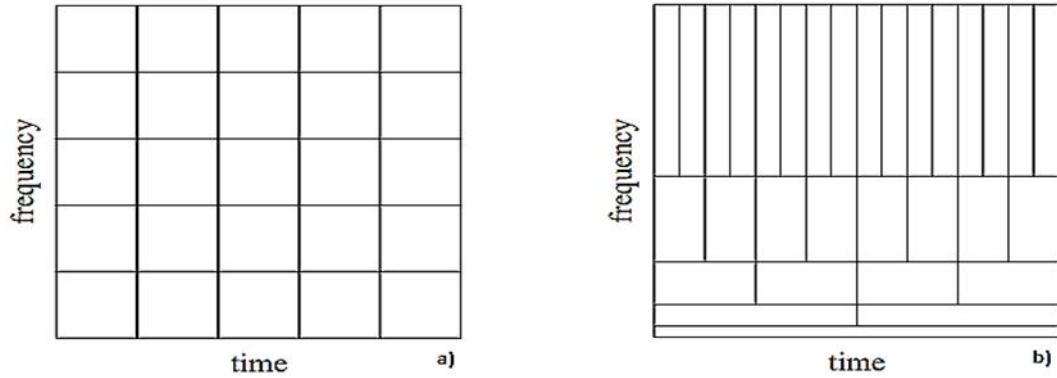
donde, por ejemplo, es 0 para bordes verticales con puntos más oscuros al lado izquierdo.

2.4 TRANSFORMADA WAVELET

La Transformada *Wavelet* es una herramienta matemática desarrollada a mediados de los años 80.²² Esta Transformada es muy eficiente para el análisis local de señales de rápida transitoriedad y no estacionarias, muy similar a la Transformada de Fourier con Ventana, la cual realiza el mapeo de la señal en una representación de tiempo-escala. La diferencia radica en que la Transformada *Wavelet* suministra un análisis de multi-resolución con ventanas dilatadas.

²²Castro, Liliana R. Castro, Silvia M. "Wavelets y sus aplicaciones". Universidad Nacional del Sur, Bahía Blanca, Argentina. (S. a)

Figura 13. Comparación plano tiempo-frecuencia entre la Transformada de Fourier y la Transformada *Wavelet*. a) Transformada rápida de Fourier. b) Análisis *Wavelet*.



Fuente: *Wavelet toolbox User's Guide*.

El análisis de las frecuencias de mayor rango se realiza usando ventanas angostas y el análisis de las frecuencias de menor rango se hace utilizando ventanas anchas. Las *Wavelets*, funciones bases de la Transformada *Wavelet*, son generadas a partir de una función *Wavelet* básica, mediante traslaciones y dilataciones. Estas funciones permiten reconstruir la señal original a través de la Transformada *Wavelet* inversa. La Transformada *Wavelet* no es solamente local en tiempo, sino también en frecuencia.²³

De manera muy general, la Transformada *Wavelet* de una función $f(t)$ es la descomposición de $f(t)$ en un conjunto de funciones $\psi_{s,\tau}(t)$, que forman una base y son llamadas las "*Wavelets*". La Transformada *Wavelet* se define como:

$$W_f(s, \tau) = \int f(t)\psi_{s,\tau}(t)dt \quad \text{Ecuación 3.}$$

Las *Wavelets* son generadas a partir de la traslación y cambio de escala de una misma función *Wavelet* $\psi(t)$, llamada la "*Wavelet* madre", y se define como:

$$\psi_{s,\tau}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \quad \text{Ecuación 4.}$$

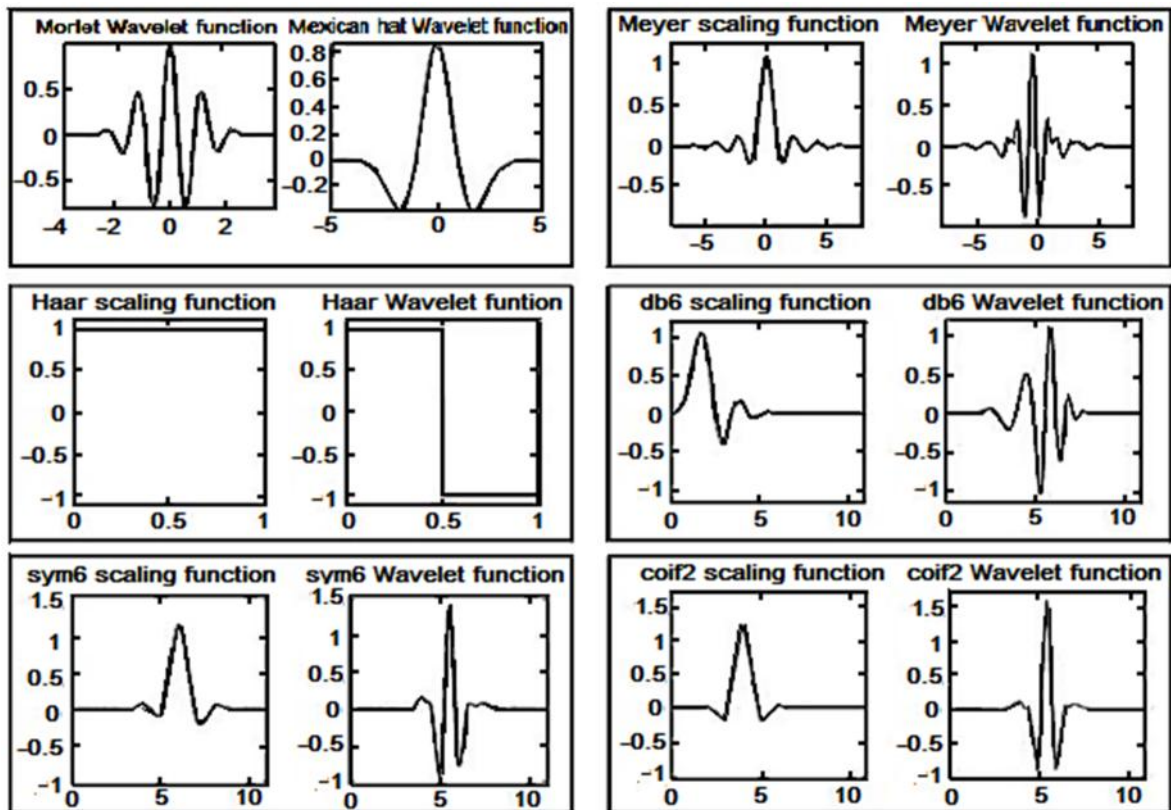
donde s es el factor de escala, y τ es el factor de traslación.

²³"Transformada Wavelet curso 2006", [en línea]. 2006 [15 de Marzo de 2016]. Disponible en la web:

<http://www.exa.unicen.edu.ar/escuelapav/cursos/Wavelets/apunte.pdf>

2.3.1 Formas de Wavelet. En el análisis *Wavelet*, la base fundamental del proceso son las funciones localizadas en frecuencia y tiempo, opuesto a la Transformada de Fourier, donde las funciones base de este son senos y cosenos de duración infinita.²⁴

Figura 14. Diferentes tipos de Wavelet



Fuente: *Wavelet toolbox User's Guide*.

Las *Wavelet* se clasifican en distintas familias dependiendo de propiedades como simetría, momentos de desvanecimiento, regularidad, ortogonalidad o biortogonalidad y a su vez cada familia posee órdenes. Las familias *Wavelets* más comunes son: Morlet, Mexican Hat, Meyer, Daubechies, Symlets, Coiflets y Biortogonales.

²⁴"Transformada Wavelet curso 2006", [en línea]. 2006 [15 de Marzo de 2016]. Disponible en la web:

<http://www.exa.unicen.edu.ar/escuelapav/cursos/Wavelets/apunte.pdf>

2.3.2 Wavelets ortonormales y discretas. Cuando la función $f(t)$ es continua y las *Wavelets* son continuas con factor de escala y traslación discretas, la Transformada *Wavelet* resulta en una serie de coeficientes *Wavelets*, y es llamada la descomposición en Series *Wavelet*. La función $f(t)$ puede ser reconstruida desde los coeficientes *Wavelets* discretos $W_f(s, \tau)$, de la siguiente manera:²⁵

$$f(t) = A \sum_s \sum_\tau W_f(s, \tau) \psi_{s,\tau}(t), \quad \text{Ecuación 5.}$$

donde A es una constante que no depende de $f(t)$.

A estas funciones *Wavelets* continuas con factores de escala y traslación discretos se las denomina *Wavelets* discretas. Los factores de escala y traslación de las *Wavelets* discretas pueden ser expresados como:

$$s = s_0^i \quad \text{y} \quad \tau = k \tau_0 s_0^i, \quad \text{Ecuación 6.}$$

donde el exponente i y la constante k son enteros, y $s_0 > 1$ es un paso fijo de dilatación.

El factor de traslación depende del paso de dilatación s , Ecuación 6. Entonces, a partir de la Ecuación 4. y con la Ecuación 6., las correspondientes *Wavelets* discretas quedan expresadas como:

$$\psi_{i,k}(t) = s_0^{-i/2} \psi\left(s_0^{-i}(t - k \tau_0 s_0^i)\right) = s_0^{-i/2} \psi\left(s_0^{-i}t - k \tau_0\right) \quad \text{Ecuación 7.}$$

A través de la Ecuación 5., la Transformada *Wavelet* de una función continua es realizada a frecuencias y tiempos discretos que corresponden a muestreos con distintas traslaciones (tiempo) y distintas dilataciones (o cambios de escala).

El paso de muestreo en tiempo es pequeño para el análisis utilizando *Wavelets* de pequeña escala, mientras que es grande para el análisis con *Wavelets* de gran escala. La posibilidad de variar el factor de escala s permite usar *Wavelets* de escala muy pequeña para concentrar el análisis en singularidades de la señal. Cuando solo los detalles de la señal son de interés, unos pocos niveles de descomposición son necesarios. El análisis *Wavelet* provee una forma más eficiente de representar señales transitorias.²⁵

²⁵Y. Sheng, "The Transforms and Applications Handbook". CRC Press, 1996.

Se puede hacer una analogía entre el análisis de *Wavelet* y el microscopio. Así, el factor de escala s_0 corresponde al aumento o resolución del microscopio y el factor de traslación τ_0 corresponde a la ubicación donde se hace la observación con el microscopio. Si queremos mirar detalles muy pequeños, el aumento y la resolución deben ser grandes, lo que se corresponde con un s_0 grande y negativo. Esto da lugar a una función *Wavelet* muy concentrada, y a pasos de traslación pequeños. Para un valor de s_0 grande y positivo, la *Wavelet* se extiende y los pasos de traslación son adaptados a esa amplitud.²⁶

Eligiendo adecuadamente $\psi(t)$ y los parámetros s_0, τ_0 , es posible lograr que las funciones $\psi_{s,\tau}(t)$ constituyan una base ortonormal de $L^2(R)$. En particular si se elige $s_0=2$ y $\tau_0=1$, entonces existe $\psi(t)$, con buenas propiedades de localización tiempo-frecuencia, tal que $\psi_{s,\tau}(t)$ constituye una base ortonormal $L^2(R)$. De esta forma, si las funciones *Wavelets* discretas forman una base ortonormal, una función $f(t)$ de soporte finito puede ser reconstruida como una suma de los coeficientes *Wavelets* discretos $W_f(s, \tau)$ multiplicados por las funciones de la base, como sigue:²⁶

$$f(t) = \sum_s \sum_\tau W_f(s, \tau) \psi_{s,\tau}(t), \quad \text{Ecuación 8.}$$

Una descomposición *Wavelet* ortonormal no posee información redundante y representa la señal en forma unívoca. Una base *Wavelet* ortonormal es posible con *Wavelets* con factores de traslación y dilatación discretos. Por lo tanto, para estas funciones *Wavelets* discretas ortogonales, los productos internos son iguales a cero:²⁶

$$\int \psi_{i,k}^*(t) \psi_{m,n}(t) dt = \begin{cases} 1 & \text{si } i = m \text{ y } k = n \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases} \quad \text{Ecuación 9.}$$

En 1986 Meyer y Mallat⁶ demostraron que la descomposición y reconstrucción *Wavelet* ortonormal podrían ser implementadas en el marco del análisis multiresolución de señales. Las *Wavelets* $\psi_{s,\tau}(t)$ generadas de la misma función *Wavelet* madre $\psi(t)$ tienen diferente escala s y ubicación τ , pero tienen todas la misma forma. Se utilizan siempre factores de escala $s > 0$. Las *Wavelets* son dilatadas cuando la escala $s > 1$, y son contraídas cuando $s < 1$. Así, cambiando el valor de s se cubren rangos diferentes de frecuencias. Valores grandes del parámetro s corresponden a frecuencias de menor rango, o una escala grande de $\psi_{s,\tau}(t)$. Valores pequeños de s corresponden a frecuencias de mayor rango o una escala muy pequeña de $\psi_{s,\tau}(t)$.²⁷

²⁶Y. Sheng, "The Transforms and Applications Handbook". CRC Press, 1996.

²⁷I Daubechies. "Ten Lectures on Wavelets". The Society for Industrial and Applied Mathematics, 1992.

2.3.3 Transformada Discreta de Wavelet (DWT). Por la complejidad en el tratamiento numérico de la DWT, debido a la variabilidad en forma continua de los parámetros de escala como de traslación, es indispensable contar con una herramienta que permita la discretización de esta. Es así que se pasará de un mapeo continuo a un espectro o conjunto finito de valores, a través del cambio de la integral por una aproximación con sumatorias. La discretización permite representar una señal en términos de funciones elementales acompañadas de coeficientes²⁸

$$f(t) = \sum_{\lambda} c\phi\lambda$$

Ecuación 10.

En los sistemas *Wavelet* las *Wavelet* madre de (t) traen consigo unas funciones de escala $\phi(t)$, las primeras son las encargadas de representar los detalles finos de la función, mientras las funciones de escala realizan una aproximación. Es posible entonces representar una señal $f(t)$ como una sumatoria de funciones *Wavelet* y funciones de escala:

$$f(t) = \sum_k \sum_j c_{j,k} \phi(t) + \sum_k \sum_j d_{j,k} \psi(t)$$

Ecuación 11.

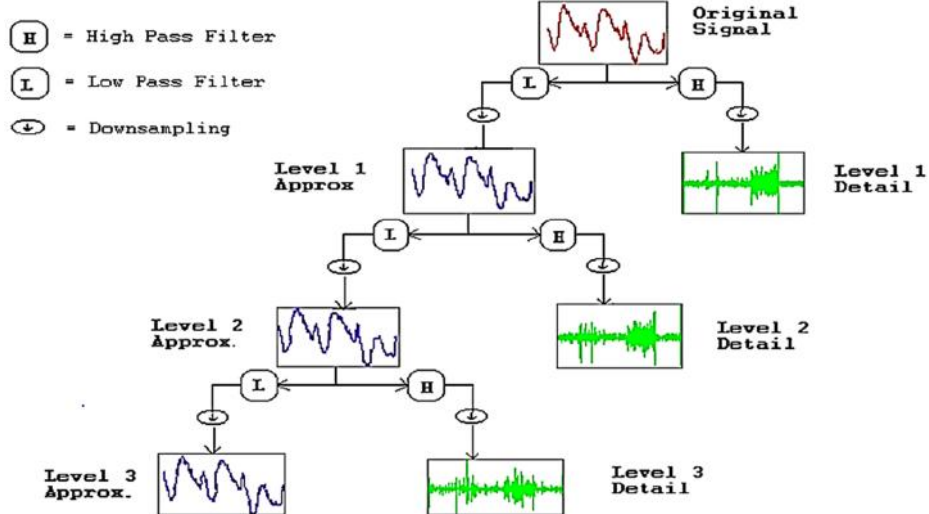
Para poder calcular la transformada de *Wavelet* usando computadoras, los datos deben ser discretos. La transformada discreta de *Wavelet* (DWT) provee la información suficiente para el análisis y síntesis de la señal, pero siendo más eficiente (para el cálculo). El análisis discreto de *Wavelet* se calcula utilizando el concepto de bancos de filtros, filtros con diferentes frecuencias de corte analizan la señal a diferentes escalas.²⁸ Por ejemplo, en caso de que se trabaje con dos filtros, un pasa bajo y un pasa alto quedarían señales como las mostradas en la Figura 15.

La DWT es obtenida a partir de todos los coeficientes de las sub-señales generadas. En combinación, los filtros, tienen el efecto de ir separando detalles cada vez más pequeños. Una propiedad importante del análisis de *Wavelet* es la conservación de la energía.²⁹

²⁸Nieto, Natalia. Orozco Diana M. "El uso de la Transformada Wavelet discreta en la reconstrucción de señales sinusoidales". Universidad Tecnológica de Pereira, p.381

²⁹Acosta Gonzalo D. "Uso de la Transformada Wavelet para la comprensión de imágenes funciones de variable compleja". Universidad Nacional del Sur. Bahía Blanca, Argentina. Marzo 2014

Figura15. Ejemplo de DWT para un filtro pasa bajo y pasa alto.



Fuente: Acosta Gonzalo D. *Uso de la Transformada Wavelet para la comprensión de imágenes funciones de variable compleja.*

La energía es definida como la suma de los cuadrados de los valores. En el ejemplo de la Figura 15 se muestra como la energía de una imagen es la suma de los cuadrados de los valores de los píxeles, la energía de la transformada *Wavelet* de una imagen es la suma de los cuadrados de los coeficientes transformados. Sin embargo, durante la compresión, sí hay una pérdida de energía ya que los umbrales cambian los valores de los coeficientes y así la versión comprimida contiene menos energía.³⁰

Funciones de Escala y Funciones Wavelet

Una forma de discretizar los parámetros de escala s , posición u y frecuencia es mediante un muestreo exponencial, para garantizar una mejor aproximación, con el cual se pueden redefinir los parámetros a valores discretos de la siguiente manera:³¹

$$s = a^{-j} \qquad u = kna^{-j} \qquad \text{Ecuación 12.}$$

De esta manera y teniendo en cuenta la condición de la forma que cumplen las *Wavelet* hijas, la cual es:

$$\psi_{u,s}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-u}{s}\right) \qquad \text{Ecuación 13.}$$

³⁰Acosta Gonzalo D. "Uso de la Transformada Wavelet para la comprensión de imágenes funciones de variable compleja". Universidad Nacional del Sur. Bahía Blanca, Argentina. Marzo 2014

³¹Nieto, Natalia. Orozco Diana M. "El uso de la Transformada Wavelet discreta en la reconstrucción de señales sinusoidales". Universidad Tecnológica de Pereira, p.381

Se obtiene la familia de funciones discretizadas, que constituyen bases ortonormales de *Wavelets* en $L^2(\mathbf{R})$.³²

$$\psi_{j,k}(t) = \frac{1}{\sqrt{a^{-j}}} \psi\left(\frac{t - kna^{-j}}{a^{-j}}\right) = a^{j/2} \psi(a^j t - kn) \quad \text{Ecuación 14.}$$

Para obtener una mejor aproximación de la señal en niveles de resolución muy finos, es necesario que las *Wavelet* sean dilatadas por un factor de 2^j , permitiendo tener una resolución de 2^j , estas funciones son denominadas *Wavelets* Diádicas.

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{j/2} \psi(2^j t - kn) \quad j, k \in \mathbf{Z} \quad \text{Ecuación 15.}$$

La Transformada Discreta *Wavelet* tiene la forma:

$$DWT f(j, k) = \langle f, \psi_{j,k} \rangle = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi_{j,k}(t) dt \quad \text{Ecuación 16.}$$

$$DWT f(j, k) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) 2^{j/2} \psi(2^j t - kn) dt \quad \text{Ecuación 17.}$$

Teniendo en cuenta el anterior procedimiento es posible generar una familia de funciones de escala definidas :

$$\phi_{j,k}(t) = 2^{j/2} \phi(2^j t - kn) \quad j, k \in \mathbf{Z} \quad \text{Ecuación 18.}$$

La representación general de la señal $f(t)$ será de la forma

$$f(t) = \sum_k \sum_j c_{j,k} 2^{j/2} \phi(2^j t - kn) + \sum_k \sum_j d_{j,k} 2^{j/2} \psi(2^j t - kn) \quad \text{Ecuación 19.}$$

Coeficientes de Escala ($c_{j,k}$) y Coeficientes Wavelet ($d_{j,k}$)

Para representar una señal $f(t)$ y teniendo en cuenta la Ecuación 15., es necesario encontrar los valores de los coeficientes ($c_{j,k}$) y ($d_{j,k}$), los cuales permiten finalmente hacer la aproximación de la señal. Estos son producto de una multiplicación vectorial entre la función $f(t)$ y la función de escala (ϕ) o *Wavelet* (ψ). Para los coeficientes de escala tenemos³³

$$c_{j,k} = \langle f(t), \phi_{j,k}(t) \rangle = \int_{-\infty}^{\infty} |f(t) \phi_{j,k}(t)| dt \quad \text{Ecuación 20.}$$

$$\langle f(t), \phi_{j,k} \rangle = c_{j,-\infty} \langle \phi_{j,-\infty}(t), \phi_{j,k}(t) \rangle + \dots + c_{j,k} \langle \phi_{j,k}(t), \phi_{j,k}(t) \rangle + \dots + c_{j,\infty} \langle \phi_{j,\infty}(t), \phi_{j,k}(t) \rangle \quad \text{Ecuación 21.}$$

³²Nieto, Natalia. Orozco Diana M. "El uso de la Transformada Wavelet discreta en la reconstrucción de señales sinusoidales". Universidad Tecnológica de Pereira, p.381

³³Nieto, Natalia. Orozco Diana M. "El uso de la Transformada Wavelet discreta en la reconstrucción de señales sinusoidales". Universidad Tecnológica de Pereira, p.381

Ya que las funciones *Wavelet* y de escala cumplen la propiedad de ortonormalidad, es posible asegurar que uno de los productos vectoriales sea diferente de cero,

$$\left(\langle \phi_k(t), \phi_m(t) \rangle = \delta(k-m) \right) \quad \text{o} \quad \left(\langle \psi_k(t), \phi_m(t) \rangle = \delta(k-m) \right) \quad \text{Por lo tanto}$$

$$c_{j,k} = \langle f(t), \phi_{j,k}(t) \rangle = \int_{t_1}^{t_2} f(t) \phi_{j,k}(2^j t - k) dt$$

Ecuación 22.

De igual manera para los coeficientes *Wavelet*

$$d_{j,k} = \langle f(t), \psi_{j,k}(t) \rangle = \int_{t_1}^{t_2} f(t) \psi_{j,k}(2^j t - k) dt$$

Ecuación 23.

Espacios Vectoriales V_j y W_j

Las funciones de escala (ϕ) corresponden a la proyección ortogonal de $f(t)$ sobre un espacio $V_j \subset L^2(\mathbf{R})$. Dicho espacio agrupa todas las aproximaciones con resolución 2^{-j} y en él está contenida toda la información necesaria para realizar aproximaciones con menor resolución, con lo que se puede afirmar que todos los espacios son versiones escaladas del espacio central V_0 (Espacios anidados).

$$\dots \subset V_{-1} \subset V_0 \subset V_1 \dots \subset L^2 \forall j \in \mathbb{Z}, f(t) \in V_i \Leftrightarrow f(2^j t) \in V_0 \quad \text{Ecuación 24.}$$

Las funciones *Wavelet* ψ generan el espacio vectorial W_j (espacio de detalle) definido como el complemento ortogonal de V_j en V_{j-1} , donde

$$V_{j-1} = V_j \oplus W_j \quad \text{Ecuación 25.}$$

Estos espacios presentan, al igual que los espacios V_j , la propiedad de escalado, por lo cual

$$\forall j \in \mathbb{Z}, f(t) \in W_i \Leftrightarrow f(2^j t) \in W_0 \quad \text{Ecuación 26.}$$

2.3.4 Transformada Wavelet en dos dimensiones. La Transformada *Wavelet* continua puede ser extendida al caso de dos dimensiones para aplicaciones de procesamiento de imágenes. La Transformada *Wavelet* de una imagen bidimensional $f(x,y)$ es:³⁴

³⁴Y. Sheng, "The Transforms and Applications Handbook". CRC Press, 1996.

$$W_f(s_x, s_y; u, v) = \frac{1}{\sqrt{s_x s_y}} \iint f(x, y) \psi \left[\frac{x-u}{s_x}; \frac{y-v}{s_y} \right] dx dy, \quad \text{Ecuación 27.}$$

la cual es una función en cuatro dimensiones. Esta es reducida a un conjunto de funciones bidimensionales de (u, v) con diferentes escalas cuando los factores de escala son tales que $s_x = s_y = s$. La Transformada *Wavelet* ortogonal multiresolución en dos dimensiones se calcula por proyecciones recursivas sobre las bases de la función de escala y las bases *Wavelet*, como en el caso unidimensional. Consideremos el modelo *Wavelet* basado en una función de escala separable³⁵

$$\varphi(x, y) = \varphi(x)\varphi(y), \quad \text{Ecuación 28.}$$

donde $\varphi(x)$ y $\varphi(y)$ son funciones de escala unidimensionales. Las traslaciones discretas de $\varphi(x)$ y $\varphi(y)$ dilatadas generan los sub-espacios de aproximación multiresolución separables V_i como en el caso unidimensional. La proyección ortogonal de una imagen $f(x, y)$ sobre el conjunto de la función de escala en un nivel de resolución i es, por lo tanto, el producto interno³⁵

$$c_i(x, y) = \langle f(x, y), \varphi_i(x)\varphi_i(y) \rangle, \quad \text{Ecuación 29.}$$

la cual es una aproximación de $f(x, y)$ en un nivel de menor resolución. Como en el caso unidimensional, se generan las *Wavelets* $\psi(x)$ y $\psi(y)$ a partir de las funciones de escala $\varphi(x)$ y $\varphi(y)$, tales que el conjunto de traslaciones discretas de $\varphi(x)$ y de $\varphi(y)$ es ortogonal al conjunto de traslaciones discretas de $\psi(x)$ y $\psi(y)$, respectivamente. Entonces se definen tres *Wavelets* bidimensionales como³⁵

$$\begin{aligned} \psi^1(x, y) &= \varphi(x)\psi(y) \\ \psi^2(x, y) &= \psi(x)\varphi(y) \\ \psi^3(x, y) &= \psi(x)\psi(y) \end{aligned} \quad \text{Ecuación 30.}$$

Las diferencias de información entre las aproximaciones $c_i(x, y)$ y $c_{i+1}(x, y)$ en dos niveles adyacentes de resolución son iguales a las proyecciones ortogonales de $f(x, y)$ sobre las tres bases *Wavelets*, resultando tres imágenes detalles:³⁵

$$\begin{aligned} d_i^1(x, y) &= \langle f, \psi^1 \rangle \\ d_i^2(x, y) &= \langle f, \psi^2 \rangle \\ d_i^3(x, y) &= \langle f, \psi^3 \rangle \end{aligned} \quad \text{Ecuación 31.}$$

En dos dimensiones, la descomposición *Wavelet* con funciones de escala y *Wavelet* separables se puede calcular con el algoritmo de árbol usando los filtros $p(n)$ y $q(n)$, de manera similar al algoritmo unidimensional.³⁵

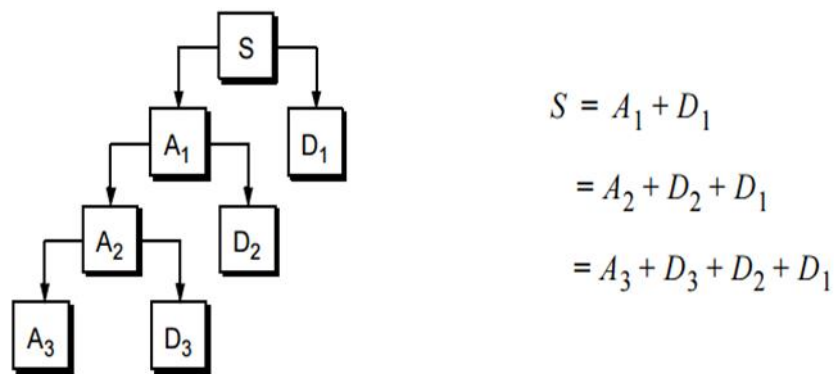
³⁵Y. Sheng, "The Transforms and Applications Handbook". CRC Press, 1996.

2.3.5 Análisis tiempo-frecuencia. El objetivo del análisis multiresolución es expandir una señal en una base de funciones cuyas propiedades tiempo-frecuencia se adapten a la estructura local de la señal. La Transformada *Wavelet* permite obtener el desarrollo de una señal en una base ortonormal de funciones *Wavelets*, las cuales tienen propiedades de localización en tiempo y frecuencia similares a la Transformada de Fourier con Ventana. En todos los casos anteriores, el patrón de descomposición del plano tiempo-frecuencia está predeterminado por la elección de las funciones de la base.³⁶

2.3.6 Transformada Wavelet Packet. El método de *Wavelet packet* es una generalización de la descomposición de la *Wavelet* que ofrece un rango muy amplio de posibilidades para el análisis de señales.

En el análisis *Wavelet*, una señal se divide dentro de aproximaciones y detalles. Las aproximaciones son luego divididas dentro de aproximaciones y detalles de segundo nivel, y así continuamente. Para una descomposición de n-niveles, hay entonces n+1 posibles formas de codificar la señal.³⁷

Figura 16. Descomposición Wavelet de una señal.



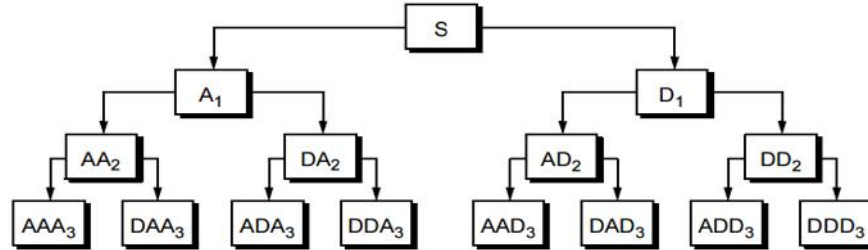
Fuente: *Wavelet toolbox User's Guide*

En el análisis de *Wavelet packet*, los detalles, así como las aproximaciones se pueden dividir. Esto produce diferentes maneras 2^n para codificar la señal. Este es el árbol de descomposición *Wavelet packet*:

³⁶Y. Sheng, "The Transforms and Applications Handbook". CRC Press, 1996.

³⁷Misiti Michel. Misiti Yves. Oppenheim Georges. Poggi Jean-Michel. "Wavelet Toolbox for use with matlab" [s.l.]: The MathWorks, 1996-1997. p. 1.2

Figura 17. Árbol de descomposición Wavelet packet.



Fuente: *Wavelet toolbox User's Guide*

Por ejemplo, el análisis de *Wavelet packet* permite que la señal S pueda ser representada como $A1 + AAD3 + DAD3 + DD2$. Este es un ejemplo de una representación que no es posible con el análisis *Wavelet* ordinario.

La elección de una de todas estas posibles codificaciones presenta un problema interesante. Por lo cual, se utiliza un criterio basado en la entropía para seleccionar la más adecuada descomposición de una señal dada.

La entropía, es la cantidad de información promedio que contiene los símbolos usados. Los símbolos con menor probabilidad son los que aportan mayor información. Esto significa que nos fijamos en cada nodo del árbol de descomposición y cuantificar la información que se pueden obtener mediante la realización de cada división.³⁸

A continuación se presentan tres criterios de entropía:

La Entropía debe ser una función de coste aditivo tal que, $E(0) = 0$ y $E(s) = \sum_i |s_i| E(s_i)$, donde s es la señal y (s_i) los coeficientes de s en una base ortonormal.

- Entropía de Shannon:

$$E1(s_i) = -s_i^2 \log(s_i^2), \text{ entonces} \quad \text{Ecuación 32.}$$

$$E1(s) = -\sum_i -s_i^2 \log(s_i^2), \quad \text{Ecuación 33.}$$

- Concentración en l^p con $1 < p < 2$:

$$E2(s_i) = |s_i|^p, \text{ entonces} \quad \text{Ecuación 34.}$$

$$E2(s) = -\sum_i |s_i|^p = \|s\|_p^p, \quad \text{Ecuación 35.}$$

³⁸Misiti Michel. Misiti Yves. Oppenheim Georges. Poggi Jean-Michel. "Wavelet Toolbox for use with matlab" [s.l.]: The MathWorks, 1996-1997. p. 1.2

- Logaritmo de la energía:

$$E1(s_i) = \log(s_i^2), \text{ entonces} \quad \text{Ecuación 36.}$$

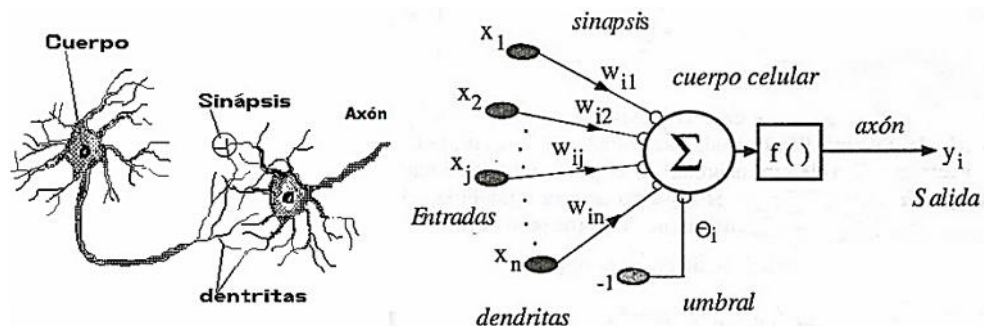
$$E1(s) = \sum_i \log(s_i^2), \quad \text{Ecuación 37.}$$

El algoritmo de selección de la mejor base recorre el árbol binario en sentido inverso y selecciona el conjunto de nodos de menor coste.³⁹

2.4 REDES NEURONALES ARTIFICIALES

Una red neuronal artificial (RNA) es un modelo matemático que pretende representar el modo en el que opera y funciona el cerebro humano. Actualmente, existen distintas ramas que se encargan del estudio y desarrollo de estas, todas comprendidas dentro del campo de la inteligencia artificial. La característica más significativa de toda RNA, es su capacidad de aprendizaje; independiente de su característica, tiene como unidad básica las “neuronas”, que al momento de combinar distintas teorías y elementos dan lugar a varias estructuras de redes existentes.⁴⁰

Figura 18. Comparación entre una neurona humana y una neurona artificial



Fuente: Teoría sobre redes neuronales artificiales. [Anexo II. Trabajo de fin de master]

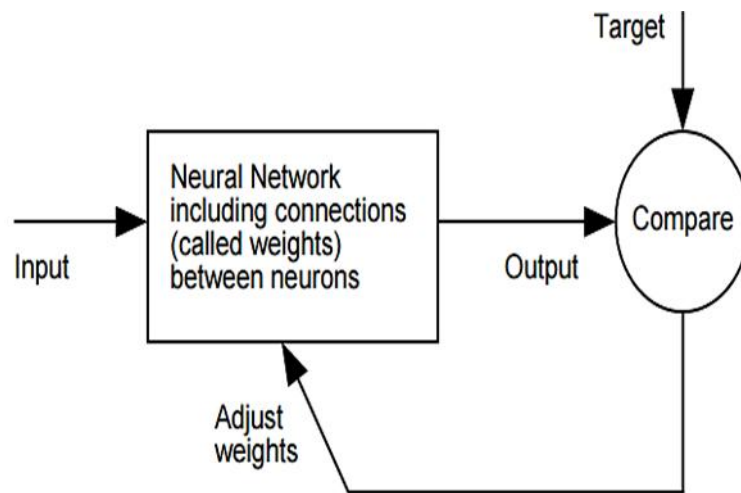
³⁹COIFMAN and WICKERHAUSER. “Entropy-based algorithms for best basis selection,” IEEE Trans. Inform, Citado por OROZCO, Mauricio. Selección efectiva de características Wavelet en la ... Trabajo de grado Magister de Ingeniería. Manizales: Universidad Nacional de Colombia. Facultad de Ingeniería y Arquitectura. Departamento de Ingeniería Eléctrica, Electrónica y Computación, 2005. 4 p.

⁴⁰Demuth Howard. Beale Mark. "Neural Network Toolbox For Use with MATLAB" [s.l]: The MathWorks, 2000

La función de la red está determinada en gran medida por las conexiones entre los elementos. Se puede entrenar una red neuronal para realizar una función en particular mediante el ajuste de los valores de las conexiones (pesos) entre los elementos.⁴¹

Frecuentemente toda red neuronal es previamente entrenada, o ajustada en cualquier tipo de sistema, para que una entrada en particular conduzca a un objetivo específico de salida. Para toda red neuronal que es ajustada o entrenada sobre la base de una comparación de la salida y el objetivo deseado, hasta que la salida de la red concuerda con el objetivo deseable. Habitualmente, la mayoría de las contribuciones de par entrada / valor esperadas se precisan para constituir una red.

Figura 19. Diagrama esquemático de una red neuronal



Fuente: Neural Network Toolbox For Use with Matlab.

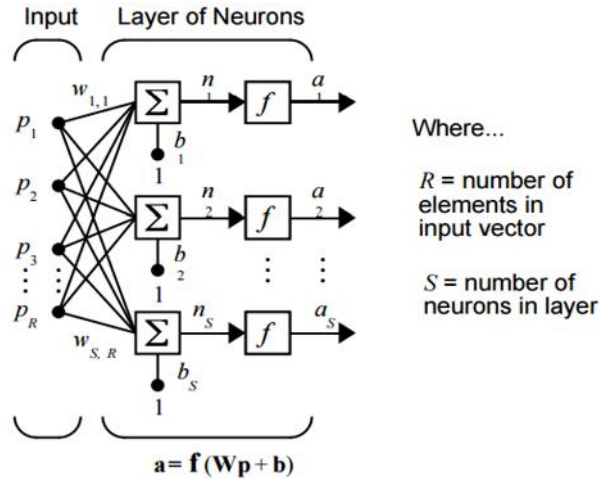
Las redes neuronales han sido entrenadas para realizar funciones complejas en diversos campos de aplicación que son difíciles para computadoras o seres humanos, encerrando el reconocimiento de patrones, la identificación, la clasificación, el habla, la visión y los sistemas de control convencionales.

⁴¹ Demuth Howard. Beale Mark. "Neural Network Toolbox For Use with MATLAB" [s.l]: The MathWorks, 2000

2.4.1 Arquitectura de la red

- **Neurona de una capa**

Figura 20. Red neuronal de una capa con R elementos de entrada y S neuronas



Fuente: *Neural Network Toolbox For Use with Matlab.*

En esta red de una capa de neuronas, cada elemento del vector de entrada escalar p está conectado a cada entrada de la neurona a través de una matriz de ponderación W que es el escalar de peso, y a un vector escalar de polarización b . Estos parámetros son ajustables de tal manera que la red pueda exhibir algún comportamiento deseado. La función de transferencia f es una función típica de paso o una sigmoide y por último la salida, un vector de columna a .⁴²

De esta manera, el modelo se describe como:

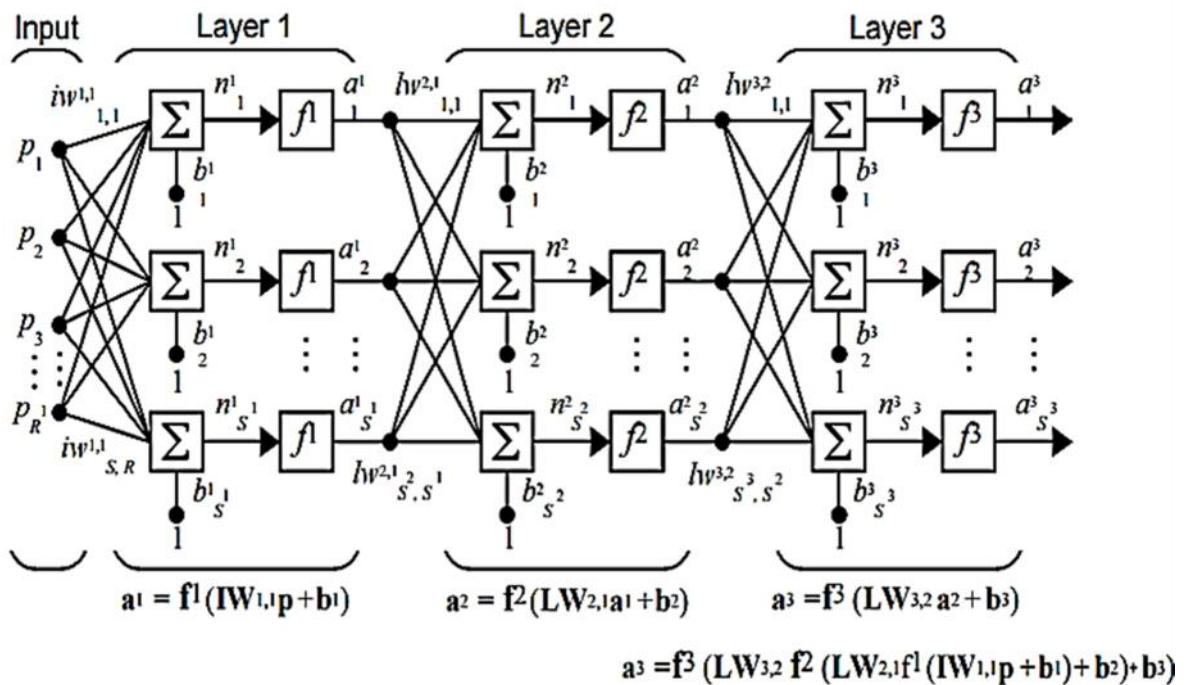
$$\mathbf{a} = \mathbf{f}(\mathbf{W}\mathbf{p} + \mathbf{b}) \quad \text{Ecuación 38.}$$

- **Neurona de múltiples capas**

Una red neuronal puede tener varias capas, la primera capa se denomina capa de entrada, las capas intermedias se denominan capas ocultas y la última capa es la capa de salida.

⁴² Demuth Howard. Beale Mark. "Neural Network Toolbox For Use with MATLAB" [s.l]: The MathWorks, 2000

Figura 21. Red neuronal de múltiples capas.



Fuente: *Neural Network Toolbox For Use with Matlab.*

Cada capa tiene una matriz de pesos W , un vector de polarización b , y un vector de salida a . La arquitectura de una red neuronal de tres capas se muestra a continuación: Si una capa de la red tiene únicamente conexiones hacia las capas que se encuentran a su derecha, la red se denomina de alimentación hacia adelante.

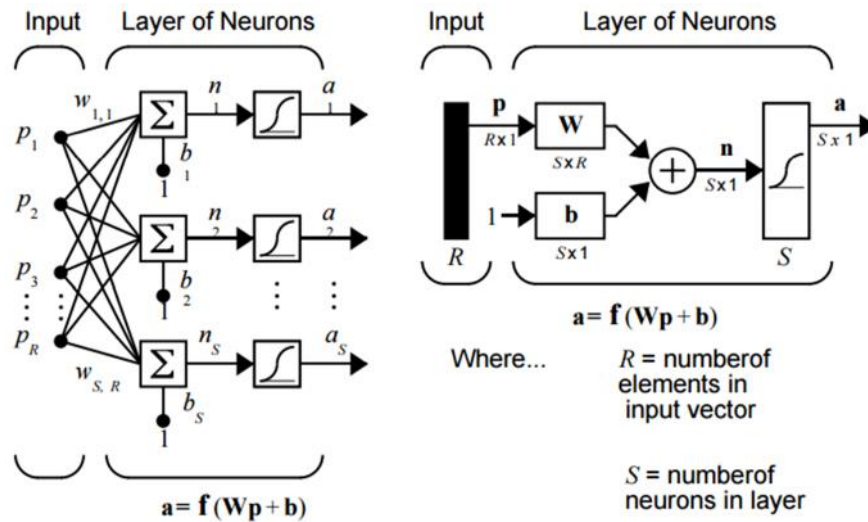
2.5. RED FEEDFORWARD

Las redes Feedforward o de alimentación directa, normalmente hace referencia a redes del tipo perceptrón multicapa, en las que las salidas de las neuronas van a las siguientes capas pero no a las anteriores, de modo que no hay bucles de retroalimentación. A menudo tienen una o más capas ocultas de las neuronas sigmoide seguido de una capa de salida de las neuronas lineales. Las neuronas multicapas con funciones de transferencia no lineales permiten que la red aprenda relaciones no lineales y lineales entre los vectores de entrada y de salida.⁴³

⁴³ Demuth Howard. Beale Mark. "Neural Network Toolbox For Use with MATLAB" [s.l]: The MathWorks, 2000

La capa de salida lineal permite producir los valores de la red fuera del rango de -1 a +1. Por otro lado, si desea limitar las salidas de una red (por ejemplo, entre 0 y 1), la capa de salida debe utilizar una función de transferencia sigmoide (como logsig).

Figura 22. Representación de una red de una sola capa de S neuronas logsig con entrada R



Fuente: Neural Network Toolbox For Use with Matlab.

Dado un conjunto de observaciones, la tarea del aprendizaje neuronal es construir un estimador $g(\underline{x}, \underline{w})$ de la función desconocida $h(x)$ del cual se conoce sólo un conjunto de datos,⁴⁴

$$g_{\lambda}(\underline{x}, \underline{w}) = \gamma_2 \left(\sum_{j=1}^{\lambda} w_j^{[2]} \gamma_1 \left(\sum_{i=1}^m w_{ij}^{[1]} x_i + w_{m+1,j}^{[1]} \right) + w_{\lambda+1}^{[2]} \right) \quad \text{Ecuación 39.}$$

Donde $\underline{w}=(w_1, \dots, w_d)^T$ es el vector paramétrico a ser estimado y equivale a las ponderaciones de las conexiones entre las neuronas de la red, γ_1 es una función no-lineal acotada y diferenciable con forma de función sigmoide o de radio basal, γ_2 es una función que puede ser lineal o no lineal y λ es el parámetro de control que indica el número de neuronas escondidas.

⁴⁴Salas Rodrigo "Redes Neuronales Artificiales" Universidad de Valparaíso. Chile. (S.a)

La función γ_1 típicamente es la función sigmoideal dada por³⁸

$$\gamma_1(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}} \quad \text{Ecuación 40.}$$

Si la función γ_2 se elige no-lineal, debe ser estrictamente monótona, acotada y diferenciable. La función sigmoideal satisface estos requisitos.

Una vez definida la arquitectura que se desea utilizar en un problema particular, la red neuronal debe ajustarse a una muestra dada a través del proceso de aprendizaje. El algoritmo de aprendizaje consiste en un problema de inferencia de los parámetros libres de la red dado por las conexiones entre las neuronas.⁴⁵

El proceso de aprendizaje de una red neuronal Feedforward se caracteriza principalmente por ser de tipo supervisado pues los parámetros de la red, conocidos como pesos, son estimados a partir de un conjunto de patrones de entrenamiento compuesto por patrones de entrada y salida.

Para estimar los parámetros de la red minimizando iterativamente la función de, en 1986, Rumelhart, Hinton y Williams redescubrieron el algoritmo de retropropagación o "backpropagation" como una generalización de la regla delta propuesta por Widrow-Hoff.⁴⁵

2.6. BACKPROPAGATION

La red neuronal Backpropagation es capaz de generalizar un comportamiento a partir de un conjunto de muestras escogidas como patrones de entrenamiento. Así como el cerebro humano, esta red necesita de una etapa de aprendizaje en la que se le presentan algunos ejemplos, la red actualiza sus pesos mediante la presentación repetida de estos ejemplos por medio de un mecanismo de corrección de error hasta llegar a obtener aciertos con estos patrones. En ese momento se podrá usar la red para encontrar cualquier otro valor diferente a los patrones de entrenamiento esperando una respuesta apropiada.⁴⁶ En otras palabras esta red

⁴⁵Salas Rodrigo "Redes Neuronales Artificiales" Universidad de Valparaíso. Chile. (S.a)

⁴⁶Castillón V. Carlos E. Perlaza O. José F. Van S. Aart. Owen Eduardo. Segovia Roberto. "Red neuronal Backpropagation como interpolador" Universidad del valle. (S.a)

busca una función de comportamiento que se acople a los valores muestreados y al comportamiento del sistema con un valor mínimo de error. La red Backpropagation tiene entonces una etapa de entrenamiento y otra etapa de trabajo.

La red está compuesta por una capa de entrada, capas ocultas y una capa de salida, cada neurona con salidas conectadas a los elementos de la capa de adelante.

2.6.1 Algoritmo de Backpropagation. Hay muchas variaciones del algoritmo de Backpropagation, la implementación más simple de aprendizaje de Backpropagation actualiza los pesos de la red y sesgos en la dirección en la que la función de rendimiento disminuyendo rápidamente - el negativo de la pendiente. Una variación de este algoritmo se puede escribir como:⁴⁷

$$X_{k+1} = X_k - \alpha_k g_k \quad \text{Ecuación 41.}$$

Donde X_k es un vector de pesos y sesgos actuales, g_k es el gradiente de la corriente, y α_k es la tasa de aprendizaje

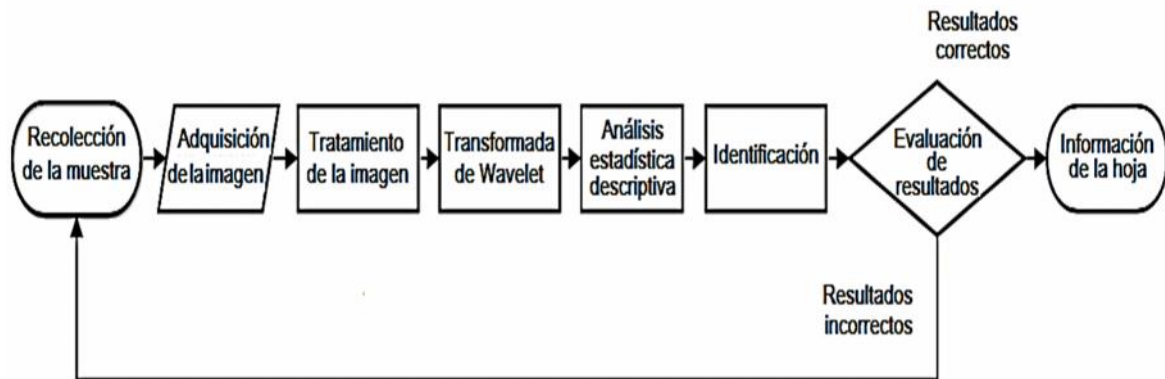
Existen dos maneras en las que este algoritmo de descenso de gradiente se pueda efectuar, una es el modo incremental, en donde el gradiente se calcula y cada uno de los pesos se actualizan después de que cada entrada se aplica a la red. La otra el modo por lotes, en donde todas las entradas se aplican a la red antes de que estas actualicen los pesos.

⁴⁷Castillón V. Carlos E. Perlaza O. José F. Van S. Aart. Owen Eduardo. Segovia Roberto. "Red neuronal Backpropagation como interpolador" Universidad del valle. (S.a)

3. DESARROLLO METODOLÓGICO

En la Figura 23 se observa el flujo del proceso de identificación de hojas. Este proceso cuenta con 3 etapas: Adquisición y tratamiento de las imágenes, construcción del vector característico y, finalmente, identificación y evaluación de resultados.

Figura 23. Flujo del proceso de identificación de hojas.



Fuente: Autores.

A continuación se presenta el desarrollo metodológico del presente trabajo.

3.1 ESTUDIO Y SELECCIÓN DE LAS CARACTERÍSTICAS FÍSICAS ESPECÍFICAS DE LAS PLANTAS

Al momento de la selección de las plantas, se contó con la asesoría del programa de licenciatura en educación básica con énfasis en Ciencias Naturales y Educación Ambiental de la Universidad Surcolombiana. Siguiendo los consejos y asesoría del programa ya mencionado, se estudió los tipos de hojas que presentan las distintas especies de plantas y de esta manera se seleccionó cuáles de estas características eran apropiadas.

Morfológicamente las hojas de las plantas poseen partes que son muy representativas y las diferencian unas de otras, entre ellas se encuentra: el limbo, el peciolo, la vaina y la nervadura. Cada una de estas cuenta además con diferentes tamaños, variación de color, bordes o contornos. De allí, aunque visualmente para una persona del común una hoja pueda ser muy parecida a otra, esto no significa que necesariamente lo sea.

Una vez especificadas las características más representativas de las hojas de las plantas, con ayuda del “Catálogo de especies florísticas de la Universidad Surcolombiana sede Neiva”, resultado del proyecto de grado “Inventario de especies florísticas en la Universidad Surcolombiana, sede Neiva (Huila)”⁴⁸, se escogió la población de plantas con las cuales se trabajó.

Como primera instancia, el epicentro de recolección de las muestras que se seleccionó fue el comprendido en la sede central de la Universidad Surcolombiana, sede Neiva (Huila), por la facilidad de desplazamiento al momento de la toma de muestras y por ser el área que posee más especies.

Según el “Catálogo de especies florísticas de la Universidad Surcolombiana sede Neiva”⁴⁸, para la sede central de la Universidad se tiene 3.116 individuos distribuidos en 128 especies y 58 familias, para árboles, 766 individuos de 54 especies, arbustos, 1128 individuos y 32 especies, hierbas, 836 individuos y 33 especies, palmas, 564 individuos y 8 especies, enredadera, 28 individuos y 3 especies. De esta información se tomaron varias consideraciones. Aunque se contó con 128 especies, se presentaron 3 situaciones que llevaron a disminuir la cantidad de especies con las cuales se trabajaría:

- Cantidad de individuos por especie: Algunas especies, como el *Anthurium sp*, *Anturio*, cuentan con un número reducido de hojas por individuo. Adicionalmente, hay pocos individuos en la sede central de la universidad.
- Acceso: Algunos árboles, como la *Jacaranda Caucana Pittier*, *Gualanday*, cuentan con una gran altura, lo cual dificulta el acceso a sus hojas.
- Composición y tamaño de las hojas: Se encontraron especies, como la *Dypsis Lutescens H. J.*, *Palma Areca*, cuyas hojas son pinnadas y de gran tamaño.

En base a lo anterior no se tomaron muestras de todas las especies debido a que se puede poner en riesgo la vida del individuo (planta). De igual manera, es peligroso recolectar muestras de especies de gran altura sin la adecuada seguridad y preparación por parte de la persona encargada de dicha tarea.

Se encontraron 45 especies que no presentaban las situaciones ya mencionadas y al inspeccionarlas se observó que el rango de la distancia entre la base y el peciolo de las hojas fue entre 2 centímetros, especie *Catharanthus roseus*, *Vinca rosea* y 46 centímetros, especie *Cyperus payrus L. Papiro*. Se estableció el ambiente controlado cubriría máximo 50cm de distancia.

⁴⁸Ospina P. Leidy K. Ortiz E. Rudby T. “Inventario de especies florísticas en la Universidad Surcolombiana, sede Neiva (Huila)”, Universidad Surcolombiana, Neiva, Colombia, 2014.

Durante la recolección de muestras se presentó otro problema. Las muestras de algunas especies, como *Bambusa Vulgaris Schrad. ex J. C. Wendl.*, *Bambú*, se deformaban poco después de ser separadas de la planta, sin dar tiempo suficiente para adquirir la imagen de la misma. Por lo tanto, se vio la necesidad de descartar especies que presentarán dicha característica, dejándonos un total de 31 especies disponibles para la presente aplicación

De las 31 especies, ubicadas en distintas áreas de la Universidad, se tomó 20 muestras (hojas) por especie, para un total de 620 muestras. Las especies con las cuales se trabajó se encuentran expuestas en el Anexo A del proyecto.

Figura 24. Recolección de muestras de las hojas.



Fuente: Autores.

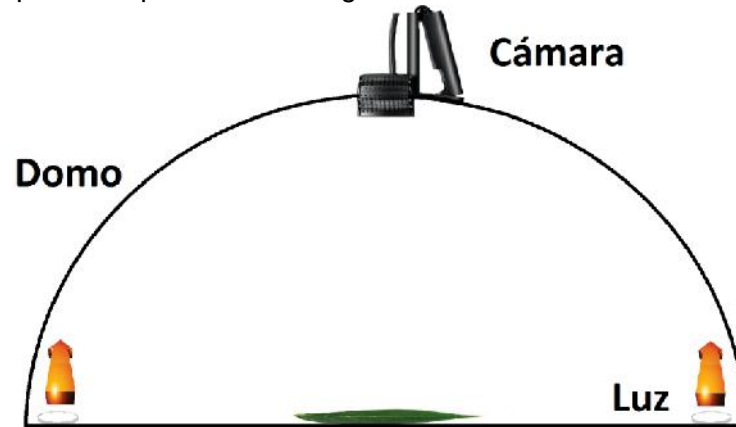
3.2 IMPLEMENTACIÓN DEL AMBIENTE CONTROLADO PARA LA ADQUISICIÓN DE IMÁGENES

3.2.1 Método de iluminación empleado. Se buscó que las condiciones de iluminación fueran propicias para el sistema, teniendo en cuenta los tipos de reflexión, el sistema de iluminación y la fuente de iluminación para la adquisición de las imágenes, se empleó la técnica de Iluminación de día nublado (CDI) la cual es un método de iluminación difusa tipo domo con fuente de iluminación tipo LED.

Para que el prototipo fuera práctico, de bajo costo y fácil uso, este fue hecho completamente de icopor. En general, la superficie del domo aporta equilibrio a la iluminación alrededor de la hoja, ayudando al contraste de esta. Tiene un diámetro de 50cm y cuenta con una placa plana, también de icopor, ubicada de manera equidistante en la cual se sitúan 12 LEDs de 3W, que logran proporcionar una iluminación potente. Este tipo de iluminación permite suavizar características

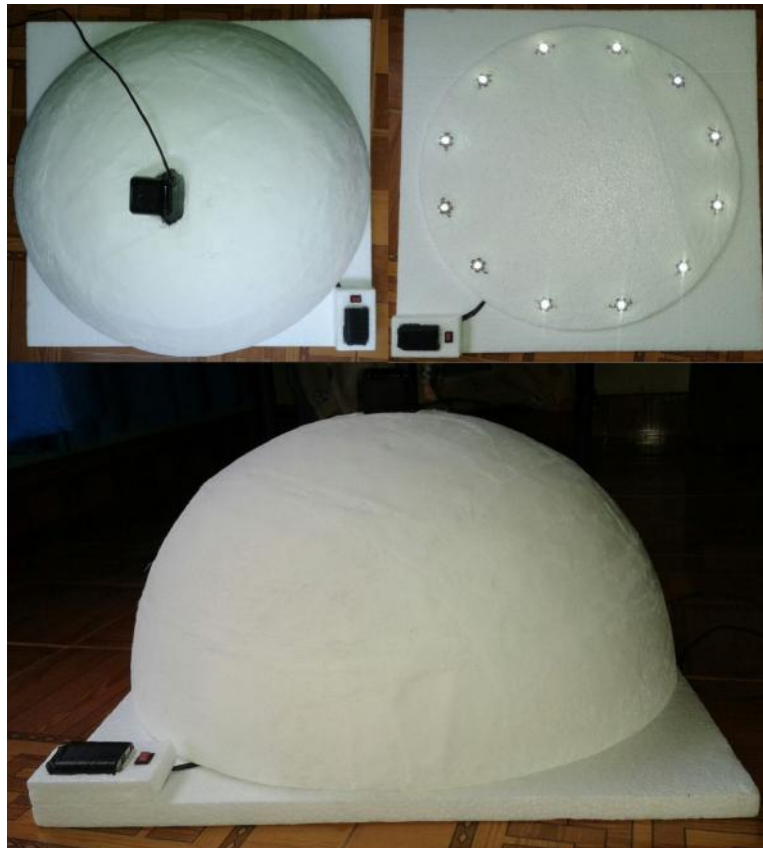
innecesarias de la hoja como fisuras, nervaduras finas, defectos o afecciones superficiales de la epidermis, textura, relieves y arrugas. Adicionalmente, permite eliminar sombras y polvo.

Figura 25. Prototipo de adquisición de imágenes del sistema.



Fuente: Autores.

Figura 26. Domo de adquisición.



Fuente: Autores.

3.2.2 Configuración del ambiente y la cámara. Se conservó el color del icopor, blanco, el cual resalta los tonos de verde y formas de las diferentes hojas y permite realizar una segmentación correcta, pues dentro de los niveles de color, el blanco se encuentra en un extremo de los diferentes rangos (255 para escala de grises y 1 para imágenes binarias).

Puesto que la iluminación es un factor fundamental en la adquisición de las imágenes, se necesitó una cámara que permita corregir el balance de blancos de la imagen para fortalecer el ambiente, modificar enfoque y exposición, y que entregue imágenes de calidad. A causa de la necesidad de conservar características físicas en la foto, tal como las nervaduras y textura de la hoja, se seleccionó una cámara con una capacidad máxima de 15 megapíxeles. Se empleó una cámara web LOGITECH C920, la cual cuenta con enfoque automático y corrección automática de iluminación escasa. Esta última configura la exposición y la ganancia de la cámara.

Figura 27. Especificaciones LOGITECH C920.

<p>LOGITECH C920 Especificaciones:</p>	<ul style="list-style-type: none"> - Videoconferencias Full HD 1080p (hasta 1920 x 1080 píxeles) con la versión más reciente de Skype para Windows - Videoconferencias HD 720p (1280 x 720 píxeles) con clientes compatibles - Grabaciones de video Full HD (hasta 1920 x 1080 píxeles) - Compresión de video H.264 - Micrófonos estéreo integrados con reducción de ruido automática - Corrección automática de iluminación escasa - Clip universal compatible con trípodes para monitores LCD, CRT o laptops <p>Software de cámara Web Logitech para Windows:</p> <ul style="list-style-type: none"> - Controles de panorámico, inclinación y zoom - Captura de video y fotos - Seguimiento facial - Detección de movimiento <p>Se requiere instalación de software, disponible para descargar en www.logitech.com/downloads</p>
	

Fuente: <http://www.logitech.com/es-roam/product/hd-pro-webcam-c920>

Para la relación de aspecto 16:9 esta cámara permite los siguientes ángulos de visión: DFOV (Diagonal Field Of View)=78°, HFOV (Horizontal Field Of View)=70.42° y VFOV (Vertical Field Of View)=43.30

Figura 28. Cámara en modo automático.



Fuente: autores.

Figura 29. Imagen adquirida en modo automático.



Fuente: Autores.

La configuración automática no es adecuada para el propósito del presente trabajo. Se necesita que las capturas fueran claras, con enfoque correcto, iluminación corregida y conservación del color de cada hoja. Para obtener lo requerido, se configuró manualmente el enfoque, la exposición y la ganancia. Generalmente, también se modifica el nivel de equilibrio de blancos. Sin embargo, se omite en esta aplicación debido a que el equilibrio automático realiza un buen trabajo.

Figura 30. Cámara en modo manual.



Fuente: Autores.

Figura 31. Imagen adquirida en modo manual.



Fuente: Autores.

3.3 PROCESAMIENTO DE LAS IMÁGENES

Para el tratamiento de las imágenes, se necesita emplear un software que contenga bibliotecas adecuadas para la tarea y en el cual se puedan realizar procesos matemáticos y estadísticos.

Inicialmente se empleó la biblioteca gratuita para tratamiento de imágenes Opencv, la cual está escrita en C/C++ optimizado y diseñada para ser computacionalmente eficiente y enfoque en aplicaciones en tiempo real. Adicionalmente, se utilizó el ambiente de desarrollo integrado (IDE) Visual Studio de Microsoft. Sin embargo, con estas herramientas se generó distintas situaciones que hizo ineficiente la presente aplicación. Estas situaciones fueron principalmente:

- La biblioteca Opencv debe estar presente en el PC en que se utilice y se debe agregar como variable del sistema en que se está ejecutando la aplicación.
- Debido al lenguaje en que está escrita la biblioteca, los códigos para realizar las tareas necesarias pueden ser extensos y complejos.
- Visual Studio debe ser configurado para que pueda emplear la biblioteca Opencv. Dicha configuración requiere conocimientos previos del IDE del sistema.
- C/C++ no cuenta con bibliotecas o comando integrales para el tratamiento matemático avanzado necesario para la presente aplicación. Si bien, en internet existen bibliotecas desarrolladas para tareas específicas, como aplicación de la transformada *Wavelet* o redes neuronales, se presenta la misma situación de Opencv: las bibliotecas deben estar siempre integradas en el sistema en que se trabaja.

Todo lo anterior requirió que el sistema en que se está trabajando y el IDE sean previamente preparados antes de ejecutar la aplicación. Esto no es algo negativo si el objetivo de la aplicación requiere innovar en cuanto al ambiente y el lenguaje en que se trabaja. Sin embargo, se decidió emplear una herramienta de fácil acceso y alta eficiencia en cuanto al tratamiento de imágenes y el procesamiento matemático de las mismas: Matlab (Matrix Laboratory). Matlab, es una herramienta matemática que ofrece un IDE con su propio lenguaje de programación (Lenguaje M) basado en C/C++, y un gran conjunto de librerías que la convierten en una excelente opción en aplicaciones de ingeniería.

En base a la presente aplicación, sus ventajas son:

- Manejo de la información a través del formato matricial.

- Conjunto integral de funciones para procesos matemáticos y Toolbox de tratamiento de imágenes y redes neuronales.
- Alta precisión.

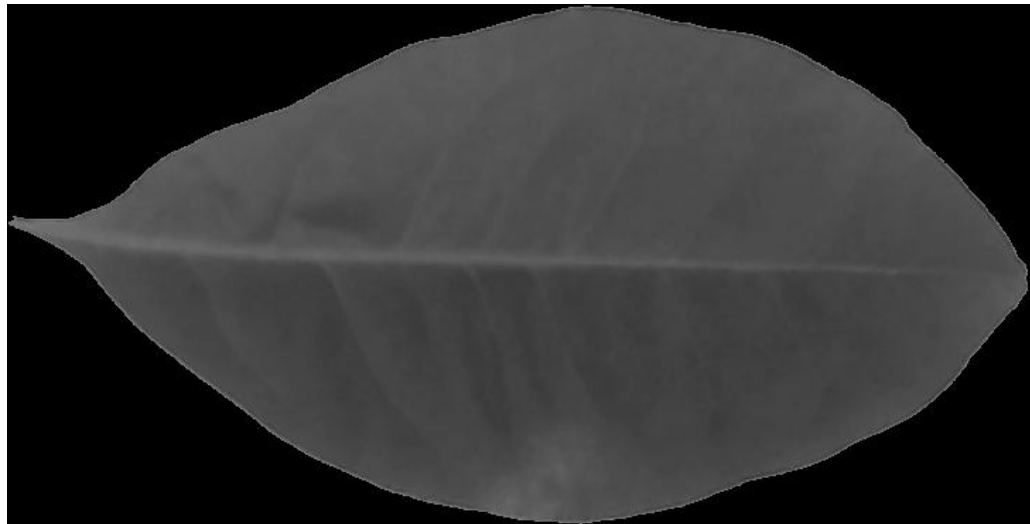
En base a la presente aplicación, sus desventajas son:

- Es una herramienta comercial.
- Puede exigir gran esfuerzo computacional al equipo en que se trabaja, dependiendo de la complejidad de los algoritmos.

3.3.1 Segmentación. Las imágenes capturadas a través de la cámara web tienen un tamaño de 1920x1080 píxeles. Del tamaño total de la imagen, un alto porcentaje corresponde al fondo blanco. Es por ello que se segmentará o extraerá la región de interés sobre la cual se trabajará. Para esta tarea, se emplea el comando *regionprops()* de Matlab, el cual realiza el cálculo de diferentes propiedades de una imagen de 2 dimensiones (escala de grises o binaria), dentro de las cuales se encuentra la una característica **bounding box** o caja delimitadora. La caja delimitadora es el rectángulo más pequeño que contiene la región de interés. Se representa con un vector con la siguiente información: punto inicial en x, punto inicial en y, alto de la caja, ancho de la caja.

Finalmente, se realiza una máscara del cuadro delimitador para luego recortar la imagen en escala de grises y extraer la región de interés.

Figura 32. Imagen recortada en escala de grises



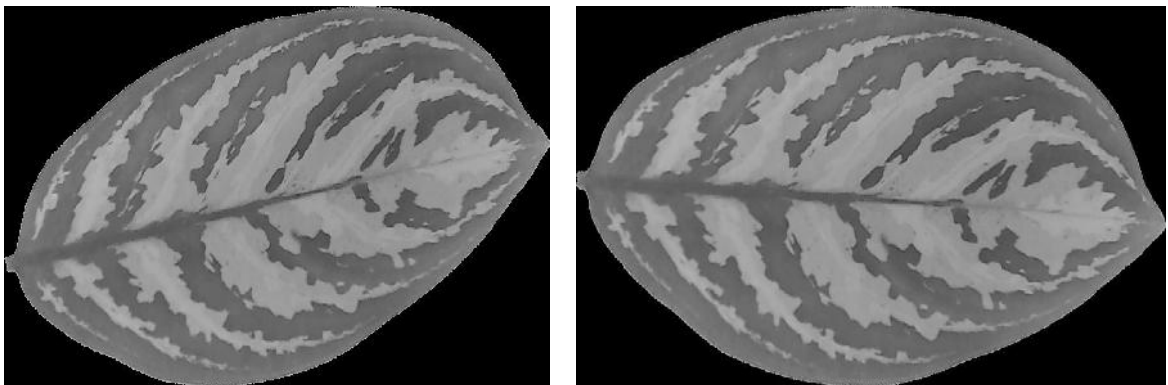
Fuente: Autores

3.3.2 Orientación de la hoja. El presente trabajo se desarrolló sobre el objetivo de encontrar la menor cantidad de limitaciones posibles en el proceso de adquisición de imágenes. El ambiente y la iluminación son limitaciones necesarias, debido a que de ellas depende el obtener la información requerida, real y libre de ruido. Como se describirá más adelante, las redes neuronales son entrenadas en base a la energía encontrada en el espacio frecuencial de las imágenes y es por ello que, teóricamente, la orientación de la hoja capturada es irrelevante. Sin embargo, en los experimentos realizados para la definición del vector característico, se observaron pequeñas variaciones en los resultados obtenidos para una muestra en diferentes orientaciones

Con el objetivo de evitar errores al momento del entrenamiento de la red neuronal, se optó por ubicar cada hoja de tal manera que su eje más extenso sea paralelo al "eje x".

El comando *regionprops()* entrega el ángulo de inclinación del eje más extenso de la elipse que contiene los mismos momentos de segundo grado que la región con respecto al eje x. Dicho ángulo es parte de los argumentos del comando *imrotate()*, el cual rota imágenes 2-D.

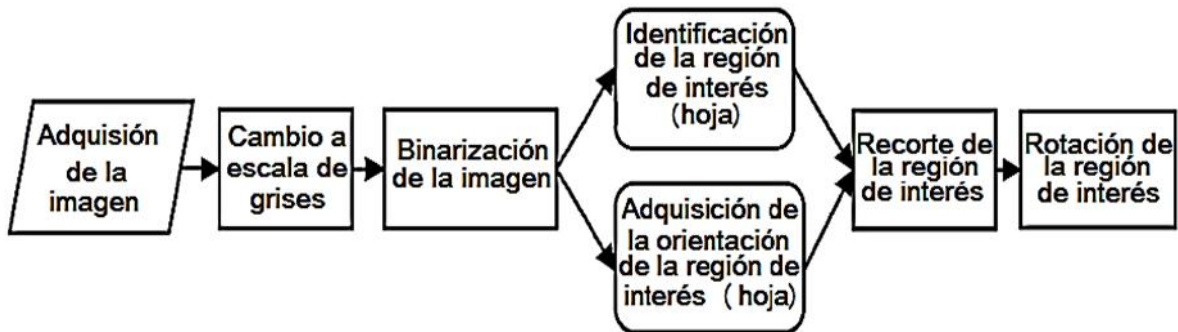
Figura 33. Modificación de la orientación del objeto de interés. De izquierda a derecha.



Fuente: Autores

En el ANEXO B, se encuentra el algoritmo para la corrección de la orientación de la hoja. En la figura 34 se muestra el diagrama de flujo que explica el proceso de cambio de orientación de la hoja y su segmentación.

Figura 34. Cambio de orientación y segmentación de la hoja.



Fuente: Autores

3.3.3 Filtro Sobel. Dentro del paquete de herramientas de Matlab para el tratamiento de imágenes, se encuentran las funciones **fspecial** e **imfilter**. *fspecial()* permite definir filtros lineales y no lineales que serán parte de los argumentos del comando *imfilter()*.

Cuadro 1. Tipos de filtro de Fspecial()

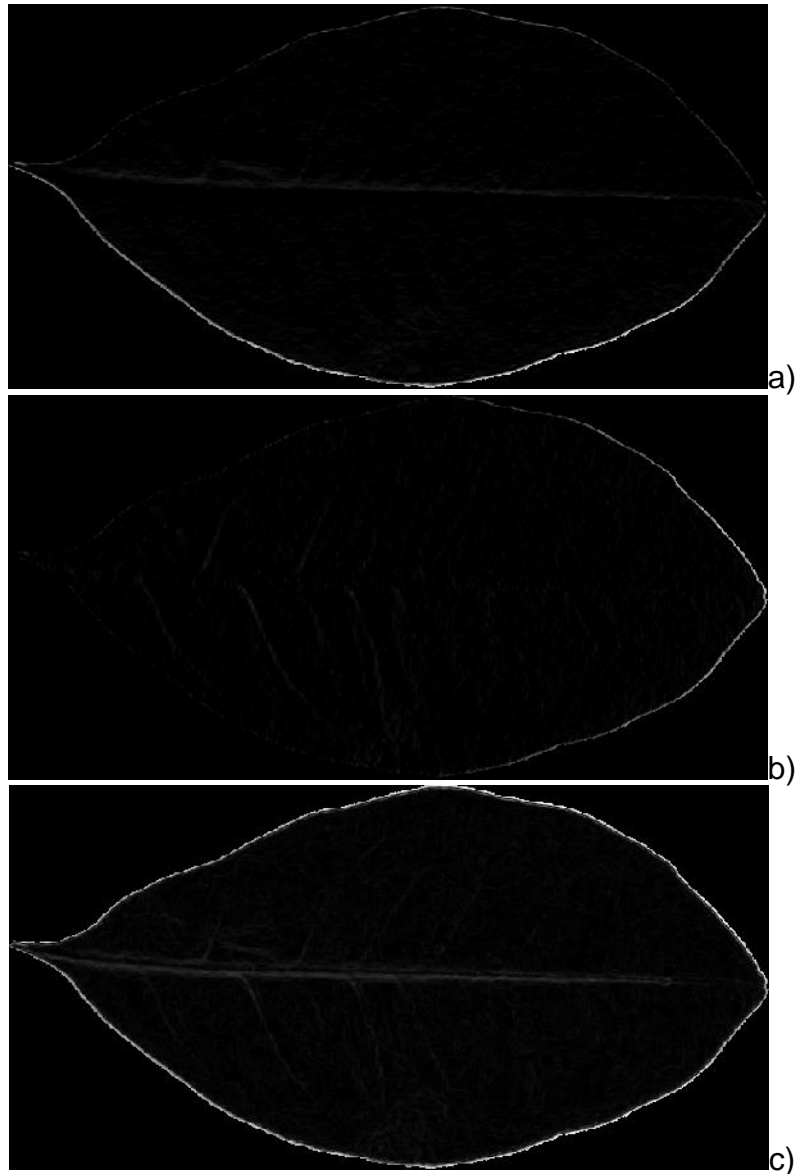
Value	Description
Average	Averaging filter
Disk	Circular averaging filter (pillbox)
gaussian	Gaussian lowpass filter
laplacian	Approximates the two-dimensional Laplacian operator
Log	Laplacian of Gaussian filter
Motion	Approximates the linear motion of a camera
Prewitt	Prewitt horizontal edge-emphasizing filter
Sobel	Sobel horizontal edge-emphasizing filter

Fuente: MATLAB

La máscara Sobel entregada por *Fspecial()* enfatiza los bordes verticales empleando efecto suavizado aproximando el gradiente vertical. Para obtener los bordes horizontales, se utiliza la transpuesta de la máscara.

En base a la fórmula de la *Ecuación 1*. Se calculó el resultado final del filtrado Sobel.

Figura 35. Imagen del filtrado Sobel. a) Horizontal. b) Vertical. c) Fusión.



Fuente: Autores

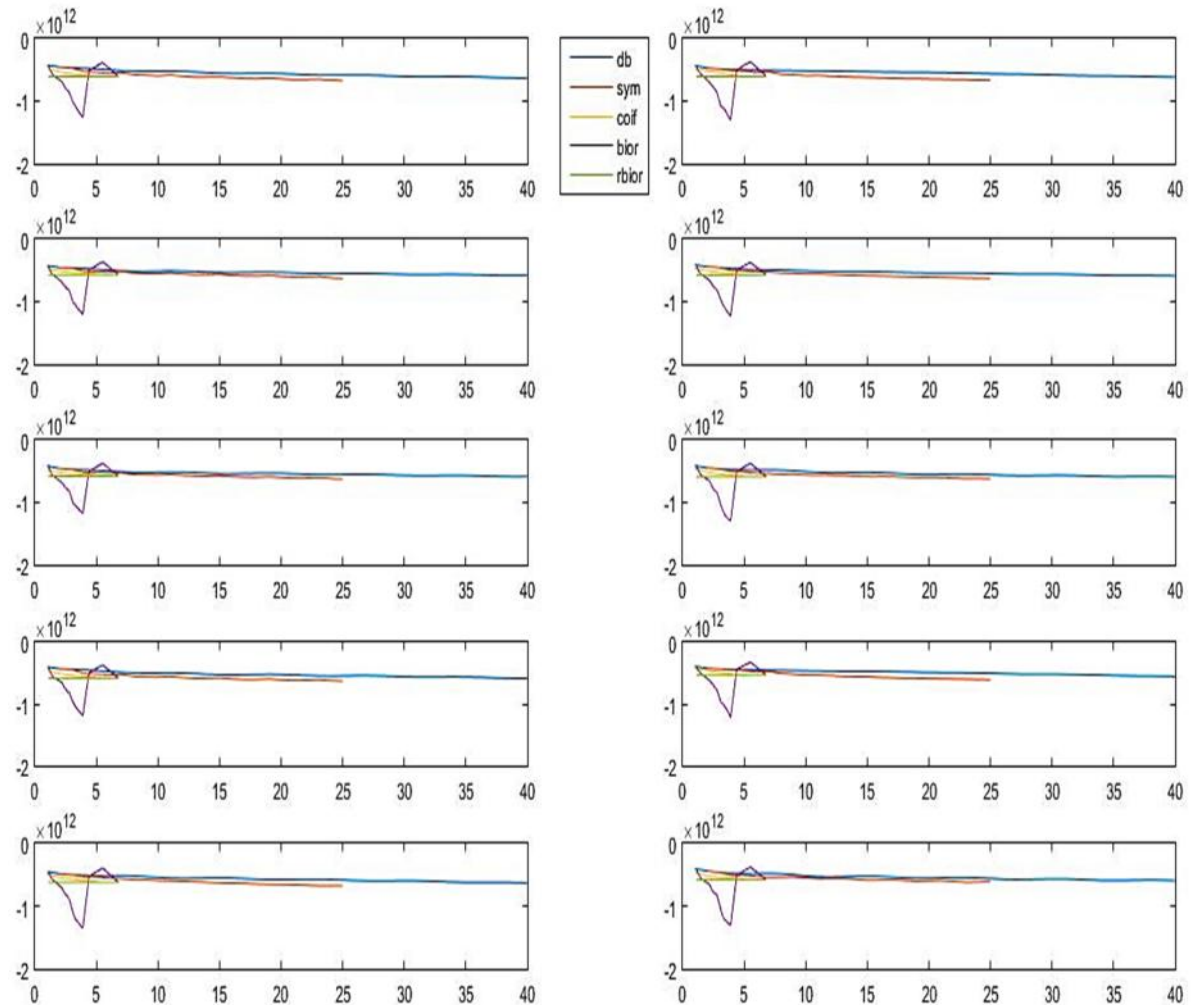
Antes de generar la base de datos final, se realizó la comparación entre el filtrado de la imagen de una misma hoja con dos resoluciones diferentes: 15 megapíxeles y 2 megapíxeles. Aunque la imagen de 15 megapíxeles cuenta con mayor información y mejor calidad de detalles, la imagen de 2 megapíxeles conserva la información suficiente para que se puedan detallar nervaduras, textura y bordes. Por lo tanto, el tamaño de las imágenes adquiridas es de 2 megapíxeles. Así mismo, las imágenes a identificar deben ser del mismo tamaño. En las siguientes etapas se explicarán los efectos de trabajar con una imagen de tamaño diferente.

3.4 DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE LA RED NEURONAL

3.4.1 Selección de la Wavelet madre. Del conjunto de 99 *Wavelets* (5 *Wavelets* madres con sus diferentes órdenes), se seleccionó la *Wavelet* madre en base a un criterio de pérdida de información: entropía de Shannon.

La entropía de Shannon se puede interpretar como la pérdida de información o el nivel de desinformación contenido en una señal. Para la presente aplicación, se observó que la familia *Wavelet* Biorthogonal de orden 3.9 (Bior3.9) presentó el menor valor para el 100% de las muestras. En la Figura 36 se observa el comportamiento de las *Wavelets* madres para distintas especies de hojas.

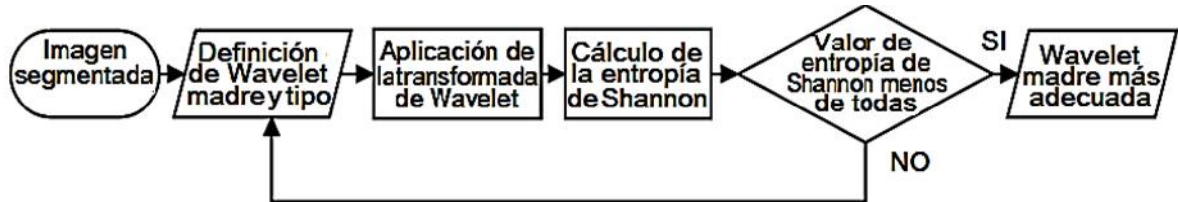
Figura 36. Comportamiento de las *Wavelets* madres.



Fuente: Autores

En la figura 37 se muestra el proceso de la selección de la *Wavelet* madre, el cual se basa en aplicar la transformada de wavelet a la señal segmentada con todas las wavelet madres, para luego determinar cuál presenta el menor valor de entropía de Shannon. El algoritmo respectivo se encuentra en el Anexo C.

Figura 37. Selección de Wavelet madre.



Fuente: Autores

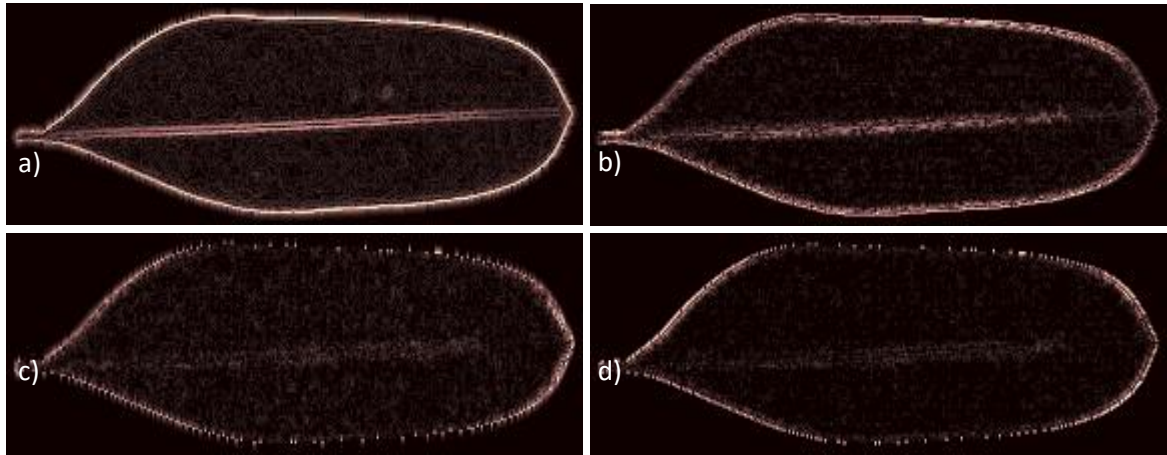
3.4.2 Selección del nivel de descomposición. Al comparar las imágenes segmentadas, se encontró una gran varianza en las dimensiones entre las diferentes hojas. Es lógico establecer que la cantidad de energía de la transformada *Wavelet* es proporcional a la cantidad de información en la misma (coeficientes de *Wavelet*).

La transformada *Wavelet* permite analizar señales cuya frecuencia varía en el tiempo, multiplicando la señal por una onda específica, dependiendo de la aplicación, a través de la técnica de ventaneo. Al tomar una imagen, la transformada *Wavelet* aplica filtros pasa-banda con el fin de separar la información contenida a bajas y altas frecuencias. Luego, a las imágenes obtenidas se les repite el proceso.

Estas iteraciones se conocen como niveles. Al aplicar esta transformada a la imagen fundamental (resultado de la aplicación del operador sobel), se obtienen varias versiones de la misma en las cuales varía la resolución. Sin embargo, a medida que se aumenta el nivel, se pierde más información y disminuye la probabilidad de conservar la información importante de la señal original. En otras palabras, entre mayor es el nivel, menor información se tiene y, por extensión, más ambiguas las características importantes de la imagen fundamental.

En la presente aplicación, es conveniente estar en un nivel lo más cerca posible de la señal original, pues a medida que se aumenta el nivel es más probable encontrarse con dos imágenes fundamentales, de dos especies de hojas diferentes, que cuenten con información muy similar. Por lo tanto, el nivel 1 es el más apropiado. La Figura 38 muestra los coeficientes de aproximación (CE), detalles horizontales (CDh), detalles verticales (CDv) y detalles diagonales (CDd) en el nivel 1.

Figura 38. Transformada de Wavelet. Nivel 1. a) Coeficientes de aproximación. b) Coeficientes de detalles horizontales. c) Coeficientes de detalles verticales. d) Coeficientes de detalles diagonales.



Fuente: Autores

3.4.3 Selección de vector característico. La información que represente cada muestra debe ser concisa, relevante y que aporte diferenciación entre muestras de diferentes especies. Dicha información se entregó en un vector, pues es la forma en que la red neuronal la interpreta: Un vector por muestra.

No es razonable construir un vector con los coeficientes de la transformada, pues su extensión sería muy grande incluso para la hoja más pequeña. Es por eso que se necesita interpretar cada matriz de coeficientes de tal manera se siga existiendo diferencias claras entre muestras de diferentes especies.

Por lo tanto, se realizó un análisis básico de estadística descriptiva en el cual se calculan: Tamaño de la matriz de coeficientes de aproximación, promedio del valor de los coeficientes, varianza, desviación estándar y desviación absoluta media.

3.4.4 Medidas estadísticas. A cada matriz de coeficientes (aproximaciones, detalles verticales, detalles horizontales, detalles diagonales) se le calculó las siguientes características descriptivas:

- Número de filas.
- Número de columnas.
- Desviación estándar.
- Media aritmética.
- Varianza.
- Desviación media absoluta.

Para un vector A, donde N representa la posición del valor en A, la **media aritmética** está definida como:

$$\bar{A} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N A_i$$

Ecuación 42.

La **varianza** está definida como:

$$V = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N |A_i - \bar{A}|^2$$

Ecuación 43.

La **desviación estándar** está definida como:

$$S = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N |A_i - \bar{A}|^2}$$

Ecuación 44.

La **desviación media absoluta** está definida como:

$$D_m = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |A_i - \bar{A}|$$

Ecuación 45.

Se obtiene un vector con 24 constantes, organizados de la siguiente manera:

$$VC = [Ca \quad Cd_h \quad Cd_v \quad Cd_d]$$

Ecuación 46.

Donde

Ca= Matriz de coeficiente de aproximación.

Cd_h= Matriz de coeficiente de detalles horizontales.

Cd_v= Matriz de coeficiente de detalles verticales.

Cd_d= Matriz de coeficientes de detalles diagonales

3.4.5 Reducción de dimensionalidad. Al trabajar con imágenes, se puede encontrar información redundante, incluso si se trabaja con medidas estadísticas de los coeficientes de *Wavelet*. Sin embargo, en la presente aplicación se buscó encontrar aquellas características que aporten en la diferenciación de datos entre las diferentes hojas, logrando que las muestras de la misma especie sean muy similares y diferentes de muestras de otras especies.

Se conserva la desviación estándar, varianza, desviación media absoluta y media aritmética de la matriz de coeficientes de aproximaciones, pues su aporte en la identificación de las especies es más significativo que emplear todas las mediciones estadísticas sobre cada una de las matrices de coeficientes de detalles, por lo cual, se realiza el cálculo de la desviación estándar sobre las matrices de coeficientes de detalles para fortalecer la información entregada por la matriz de coeficientes de aproximaciones.

El vector característico VC posee el siguiente formato e información por cada muestra m:

$VC_{(m,1)}$ = Número de filas de la matriz de coeficientes de aproximaciones.

$VC_{(m,2)}$ = Número de columnas de la matriz de coeficientes de aproximaciones.

$VC_{(m,3)}$ = Desviación estándar de la matriz de coeficientes de aproximaciones.

$VC_{(m,4)}$ = Desviación estándar de la matriz de coeficientes de detalles horizontales.

$VC_{(m,5)}$ = Desviación estándar de la matriz de coeficientes de detalles verticales.

$VC_{(m,6)}$ = Desviación estándar de la matriz de coeficientes de detalles diagonales.

$VC_{(m,7)}$ = Promedio aritmético de la matriz de coeficientes de aproximaciones.

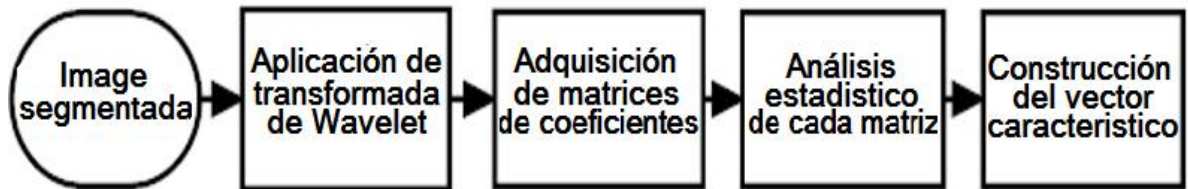
$VC_{(m,8)}$ = Varianza de la matriz de coeficientes de aproximaciones.

$VC_{(m,9)}$ = Desviación media absoluta de la matriz de coeficientes de aproximaciones.

La matriz de vectores característicos, con dimensiones [620, 9], representa las 620 muestras empleadas.

En la figura 39 se presenta el diagrama de flujo que explica el procedimiento del cálculo del vector característico de una muestra y el algoritmo respectivo se encuentra en el anexo D.

Figura 39. Cálculo del vector característico.



Fuente: Autores

3.4.6 Selección e implementación de la red neuronal. En esta etapa se experimentó con las redes SOM y Feedforward, pertenecientes al Toolbox de redes neuronales de Matlab, las cuales son comúnmente empleadas para clasificación e identificación de patrones.

Con el objetivo de comprobar los resultados de la presente aplicación, se divide la información de tal manera que una parte se emplee exclusivamente para entrenamiento y la otra para evaluar la efectividad de la red. Por convención, se dividieron las muestras de acuerdo a la relación 70/30, la cual es popular en aplicaciones de redes neuronales. Del conjunto total de 620 muestras, 20 muestras por cada una de las 31 especies, se tomaron 14 muestras por especie (70%) para entrenamiento y 6 muestras por especie (30%) para evaluación de la red.

El conjunto de vectores característicos para entrenamiento y evaluación tienen dimensiones 434×9 y 182×9 , respectivamente. El conjunto de muestras y vectores empleados en la presente aplicación se encuentran en los archivos 'imágenes.mat' y 'vectores_caracteristicos.mat', respectivamente.

La red SOM emplea un método no supervisado de análisis de información que visualiza relaciones de similitudes en un grupo de datos y los 'clusteriza' de acuerdo a ello. La red Feedforward funciona bajo supervisión, relacionando un conjunto de datos de entrada con uno de salida. El Toolbox de Matlab cuenta con una red Feedforward especializada en identificación de patrones.

Se entrenó la red SOM con 700 neuronas y topología 'hextop'. La red Feedforward se construyó con 2 capas ocultas de 50 neuronas cada una.

Al comparar los resultados del entrenamiento de ambas redes, tal como se observa en el Cuadro 2, la red SOM entrenó correctamente el 91% de los datos. Es decir, que sólo el 91% de las neuronas se activa única y exclusivamente con muestras de una misma hoja. Por otro lado, la red Feedforward asoció el 100% de las muestras de entrenamiento con su respectivo vector de salida. Cada una de las muestras de la misma hoja se asoció correctamente a un número entero entre 1 y 31 (cada número representa la posición de la hoja en la base de datos).

Cuadro 2. Comparación entre resultados de las redes SOM y Feedforward.

	Número de muestras identificadas correctamente por la red SOM	Número de muestras asociadas correctamente por la red Feedforward
Hoja 1	14	14
Hoja 2	11	14
Hoja 3	12	14
Hoja 4	11	14
Hoja 5	12	14
Hoja 6	14	14
Hoja 7	13	14
Hoja 8	14	14
Hoja 9	11	14
Hoja 10	11	14
Hoja 11	14	14
Hoja 12	11	14
Hoja 13	10	14
Hoja 14	14	14
Hoja 15	11	14
Hoja 16	13	14
Hoja 17	11	14
Hoja 18	10	14
Hoja 19	11	14
Hoja 20	12	14
Hoja 21	11	14
Hoja 22	8	14
Hoja 23	11	14
Hoja 24	14	14
Hoja 25	14	14
Hoja 26	13	14
Hoja 27	14	14
Hoja 28	12	14
Hoja 29	14	14
Hoja 30	11	14
Hoja 31	13	14

Fuente: Autores

Al considerar el hecho de que, tal como se mostrará posteriormente, los vectores característicos de muestras de diferentes especies pueden ser muy similares, la red SOM no es adecuada para esta aplicación, pues su comportamiento se basa en organizar las distancias entre sus neuronas de acuerdo a la similitud de los datos. En base a lo anterior y al cuadro 2, es correcto aceptar deducir que la red SOM presentará un mayor error en la identificación de muestras que no se encuentren en la base de datos de entrenamiento, y por lo tanto es razonable inclinarse hacia el uso de la red Feedforward especializada en identificación de patrones.

La red neuronal que se consideró por lo tanto es la Feedforward Backpropagation. Matlab cuenta algunas redes Feedforward especializadas: ajuste (*fitting net*) y reconocimiento de patrones (*pattern net*). Para este trabajo, se empleó la red para reconocimiento de patrones, pues, como su nombre lo indica, se especializa en la clasificación e identificación de patrones dentro de una serie de datos. Por otro lado, la red de ajuste se basa en el análisis de la regresión de una serie de datos y su aplicación es, generalmente, para la predicción de comportamientos o ajuste de funciones a la serie de datos.

3.4.6.1 Datos de entrada y datos de salida. Se consideró como datos de entrada el vector característico para identificación o la matriz de vectores característicos para entrenamiento y como datos de salida las señales binarias asociadas a cada muestra del entrenamiento.

3.4.6.2 Entrenamiento de la red. Se utilizó la configuración estándar de la red para reconocimiento de patrones (*pattern net*). La red cuenta con 3 capas: 2 capas ocultas y la capa de salida. Las capas ocultas emplean la función de transferencia '*tansig*' y cuentan con 100 neuronas cada una. Para el entrenamiento, en su configuración estándar, esta red divide los datos en una relación porcentual 70/30. El 70% de los datos para entrenamiento, 15% para validación y 15% para prueba.

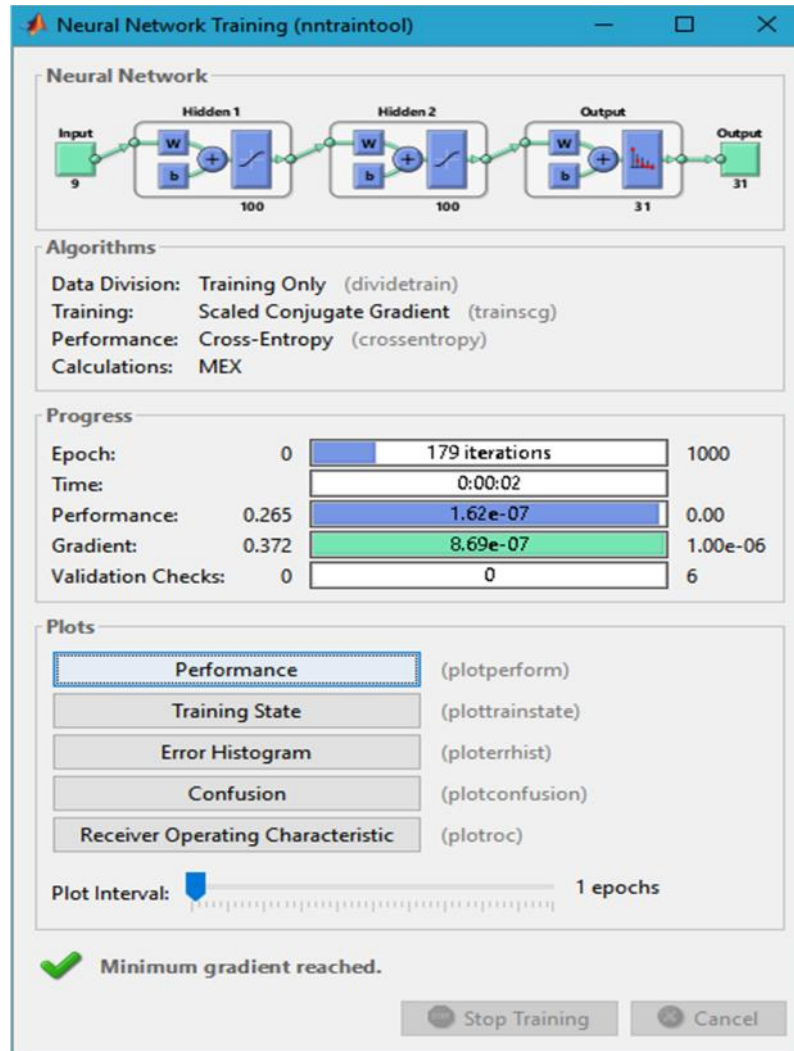
```
net.divideFcn = 'dividetrain';  
net.divideParam.trainRatio = 70/100;  
net.divideParam.valRatio = 15/100;  
net.divideParam.testRatio = 15/100;
```

La presente aplicación emplea el 100% de los datos de entrenamiento, es decir las 434 muestras. El rendimiento de la red se comprobará con las 186 muestras para la evaluación. Para ello, se modifica la función de división de datos de la siguiente manera:

```
net.divideFcn = 'dividetrain';
```

Se entrenó la red con un número de épocas de 1000 y el límite de cross-entropía de $1e-3$. El algoritmo de configuración y entrenamiento de la red se muestran en el anexo E.

Figura 40. Entrenamiento de la red neuronal



Fuente: Autores

4. RESULTADOS

4.1 IDENTIFICACIÓN

En cuanto al entrenamiento, el 100% de las muestras fueron correctamente relacionadas con su respectivo vector binario objetivo. Lo anterior se comprobó al simular la red con la matriz de datos para entrenamiento. Al probar la red con los datos de evaluación, se obtuvo los resultados que se muestran en el Cuadro 3: Los nombres de las diferentes especies se encuentran en el anexo A de acuerdo al orden del Cuadro.

Las etiquetas que se emplearán para analizar los resultados corresponden a la posición de la muestra de la hoja en el conjunto de vectores al que se refiera: muestras de prueba (vectores de muestras para evaluación de la red) y muestras de entrenamiento (vectores de muestras para entrenamiento de la red).

Cuadro 3. Evaluación de datos de la red neuronal.

	Número de muestras identificadas correctamente	Número de muestras no identificadas	Porcentaje de aciertos sobre el total de muestras
Hoja 1	6	0	100%
Hoja 2	6	0	100%
Hoja 3	6	0	100%
Hoja 4	6	0	100%
Hoja 5	6	0	100%
Hoja 6	6	0	100%
Hoja 7	5	1	83.33%
Hoja 8	6	0	100%
Hoja 9	6	0	100%
Hoja 10	6	0	100%
Hoja 11	6	0	100%
Hoja 12	6	0	100%
Hoja 13	6	0	100%
Hoja 14	6	0	100%
Hoja 15	5	1	83.33%
Hoja 16	6	0	100%
Hoja 17	6	0	100%
Hoja 18	4	2	66.66%
Hoja 19	5	1	83.33%
Hoja 20	6	0	100%
Hoja 21	6	0	100%
Hoja 22	6	0	100%
Hoja 23	6	0	100%
Hoja 24	5	1	83.33%
Hoja 25	6	0	100%
Hoja 26	6	0	100%
Hoja 27	5	1	83.33%
Hoja 28	6	0	100%
Hoja 29	5	1	83.33%
Hoja 30	6	0	100%
Hoja 31	6	0	100%

Fuente: Autores

Se observó un resultado exitoso con un alto rendimiento, pues el sistema identifica el 95.6989% (178 muestras) del total de muestras para evaluación (186 muestras). Las muestras que no fueron identificadas correctamente cuentan con un vector característico que se aproxima al de muestras de otras especies o se sale del rango sobre el cual se encuentran los vectores de la misma especie. Como se estableció en la selección del vector característico, es posible encontrarse con similitudes en las mediciones estadísticas sobre los coeficientes.

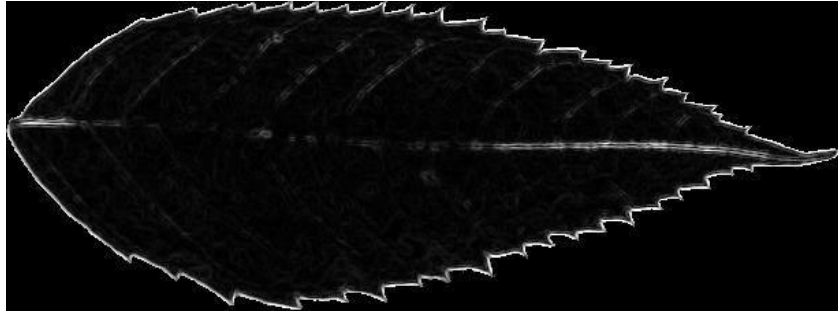
Dentro del grupo de muestras de la hoja 7 (*Muntingia calabura* L., Chicható), para evaluación de la red, se encontró que la muestra 6 no fue identificada correctamente, Figura 41. El sistema ha encontrado que su patrón es más similar a alguna muestra de la hoja 21 (*Guarea guidonia* (L.) Sleumer, Bilibil), Figura 42. En la Grafica 1 se observa el comportamiento de las 6 muestras que se utilizaron para la evaluación de la hoja 7. y en la Grafica 2 la comparación entre la muestra 6 de la hoja 7 con la hoja 21. Para la hoja 15 (*Codiaeum Variegatum*, Croto amarillo), el sistema ha encontrado que el patrón de la muestra 3, Figura 43 es muy similar a alguna muestra de la hoja 9 (*Erythroxylum coca* Lam, coca), Figura 44. En la Grafica 3 se observa el comportamiento de las 6 muestras para evaluación de la hoja 15. y en la Grafica 4 la comparación entre la muestra 3 de la hoja 15 con la hoja 9.

La misma situación se presenta para el resto de muestra no identificadas correctamente.

La situación anterior ocurre porque la información presentada en el vector característico de cada hoja son similares entre ellos, mucho más que con vectores de muestras de la misma especie. Estos resultados son esperados, pues se trabaja con información estadística de las matrices de coeficientes, las cuales son una serie de valores que representan la intensidad de las características resaltadas por el filtro sobel (borde, textura y nervadura). Al analizar estadísticamente cada matriz, no se considera la posición de cada pixel o valor con respecto a la matriz, si no que se evalúa el comportamiento estadístico de todos los valores como un conjunto. En otras palabras, se analizan la cantidad de valores y su comportamiento estadístico, y no su posición en la matriz o imagen. Esto último es algo que se tendría en cuenta si se trabajara con la forma de la hoja, lo cual no hace parte de la presente aplicación.

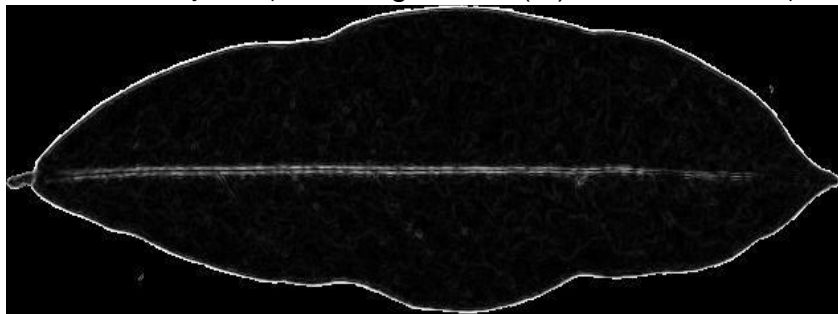
En las gráficas 5 y 6 se observa la comparación entre los vectores característicos de hojas identificadas correctamente y los vectores de las muestras con las que la red los ha asociado.

Figura 41. Muestra 6 de prueba de la hoja 7 (Muntingia calabura L., Chicható)



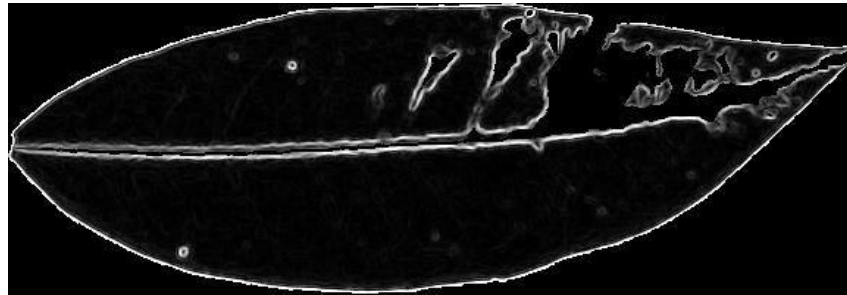
Fuente: Autores

Figura 42. Muestra de la hoja 21 (Guarea guidonia (L.) Sleumer, Bilibil).



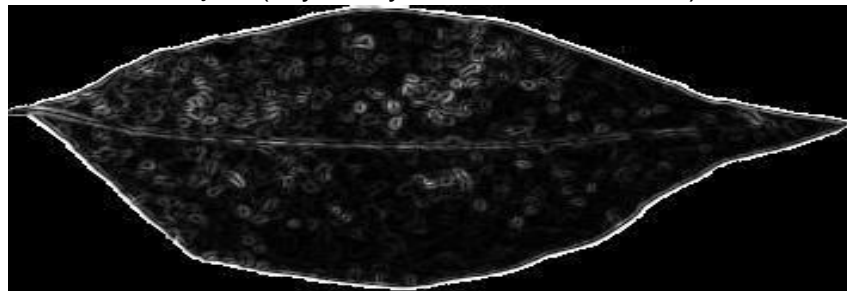
Fuente: Autores

Figura 43. Muestra 3 de prueba de la hoja 15 (Codiaeum Variegatum, Croto amarillo).



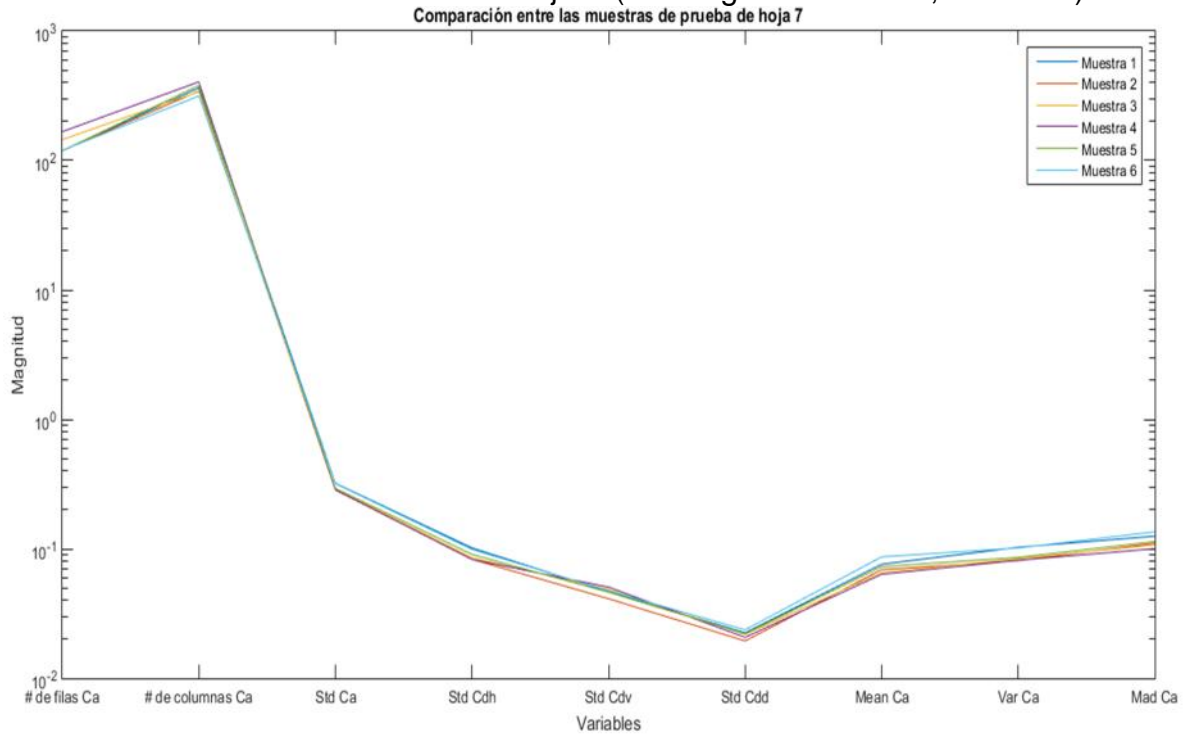
Fuente: Autores

Figura 44. Muestra de la hoja 9 (Erythroxylum coca Lam, coca).



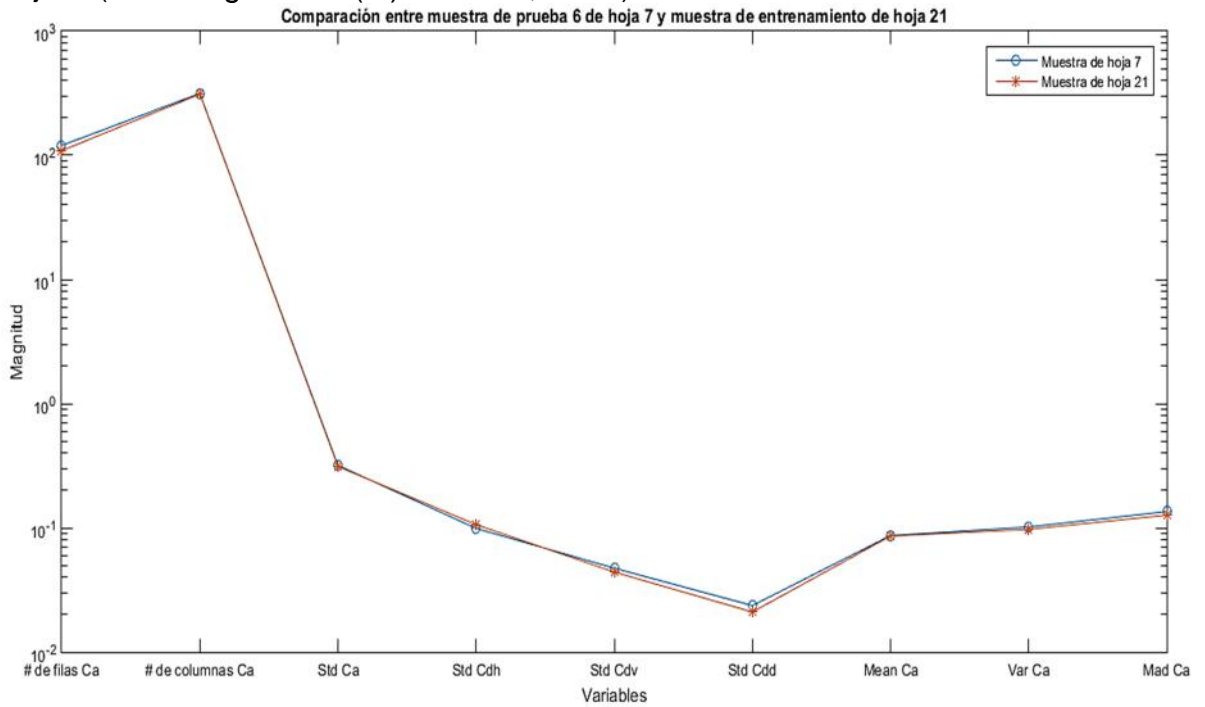
Fuente: Autores

Grafica 1. Muestras de evaluación de la hoja 7. (Muntingia calabura L., Chicható)



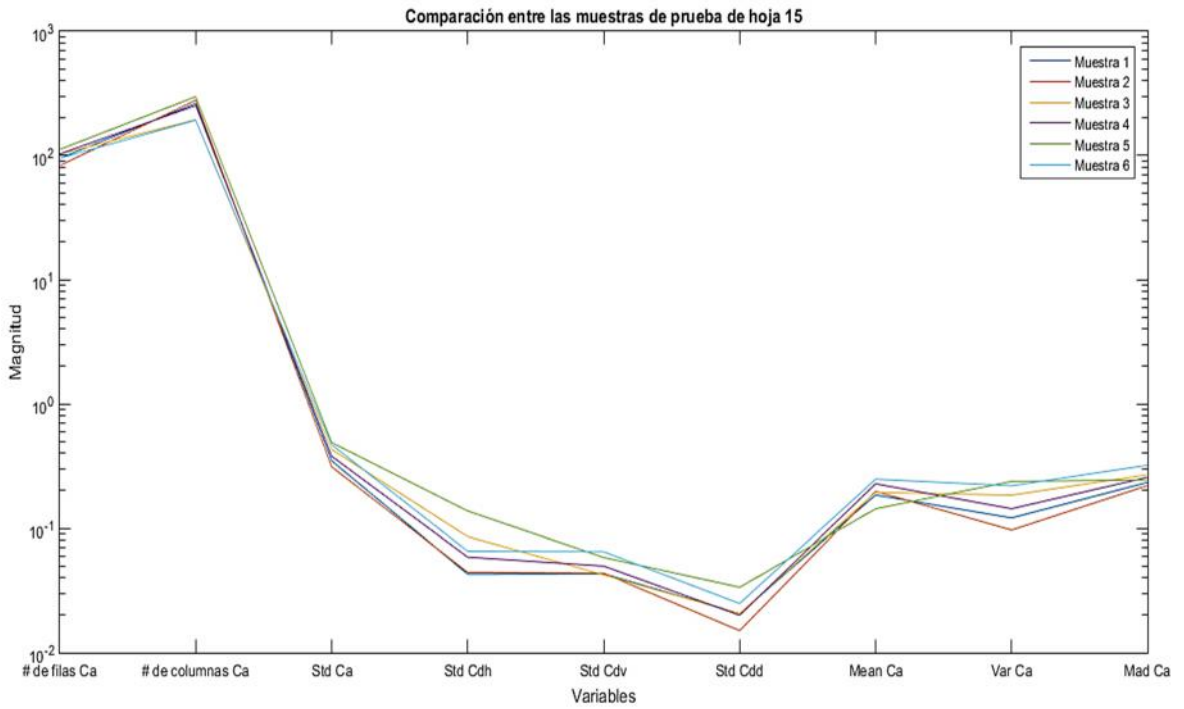
Fuente: Autores

Grafica 2. Comparación entre muestras de hoja 7 (Muntingia calabura L., Chicható) y hoja 21 (Guarea guidonia (L.) Sleumer, Bilibil)



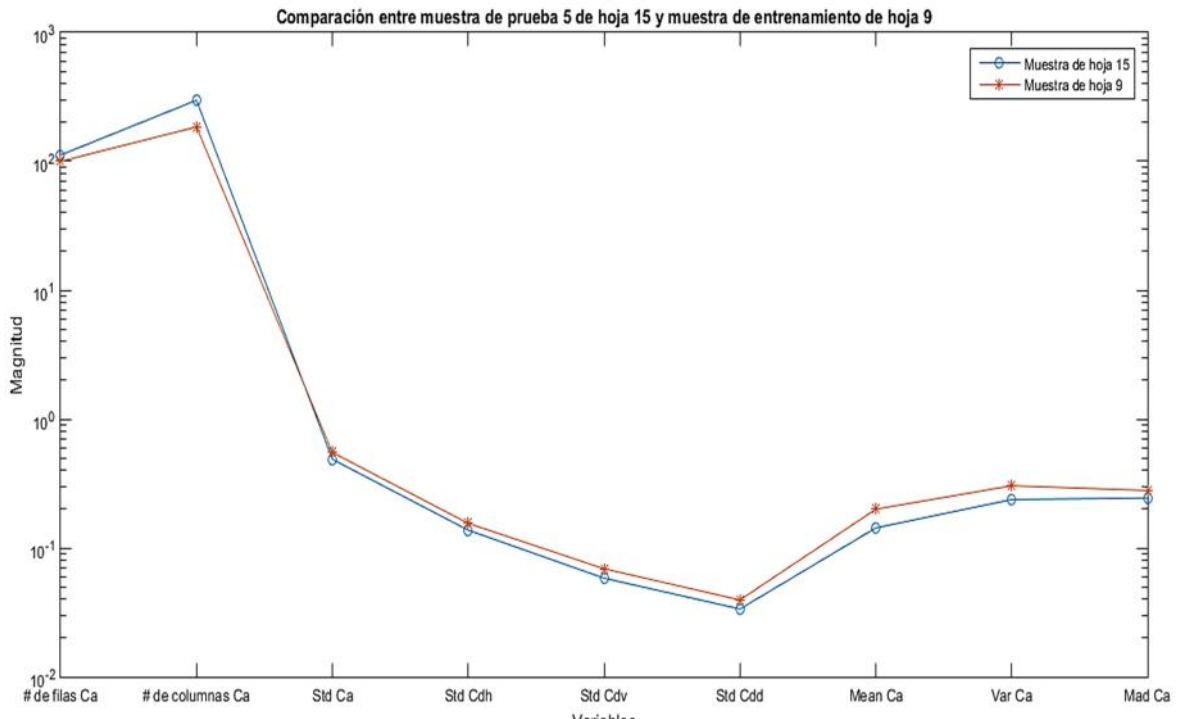
Fuente: Autores

Grafica 3. Muestras de evaluación de hoja 15. (Codiaeum Variegatum, Croto amarillo).



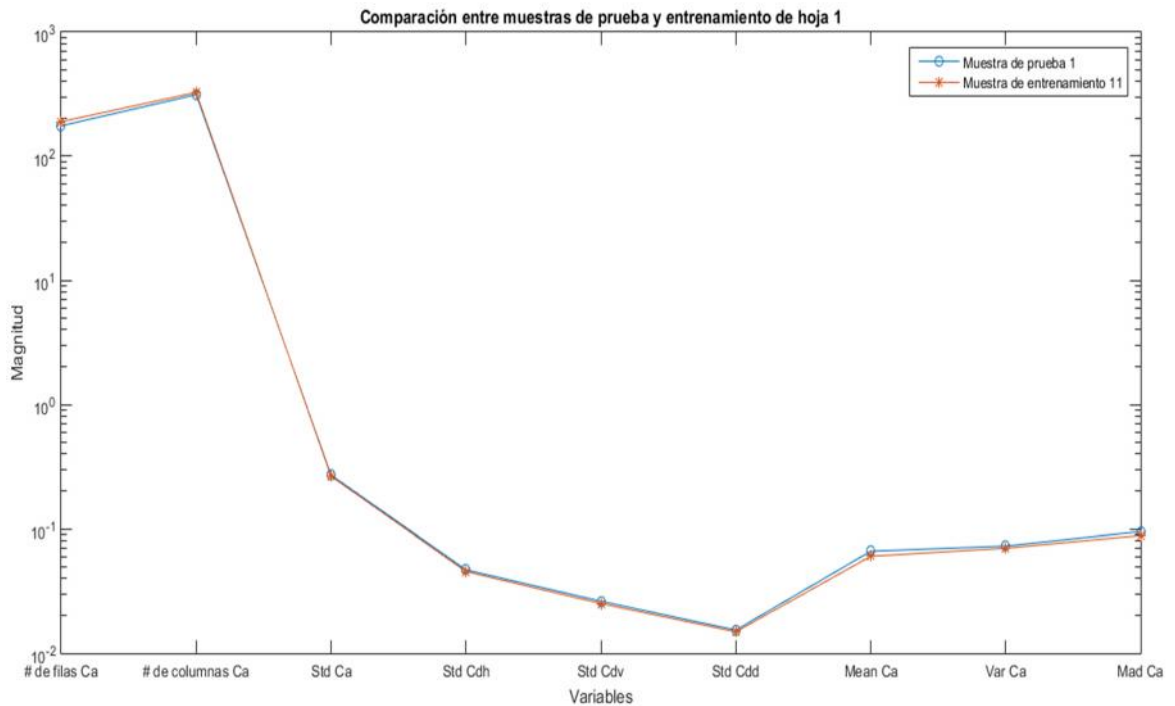
Fuente: Autores

Grafica 4. Comparación entre muestras de hoja 15 (Codiaeum Variegatum, Croto amarillo), y hoja 9. (Erythroxylum coca Lam, coca)



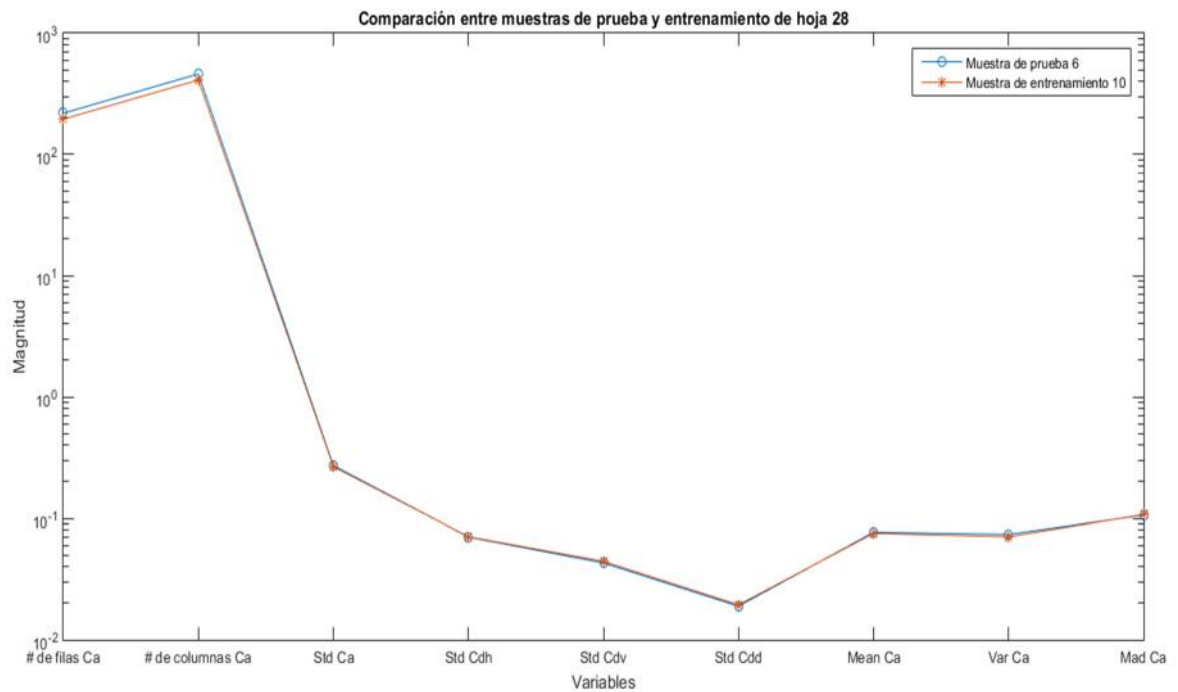
Fuente: Autores

Grafica 5. Comparación entre la muestra de hoja 1 (*Platymiscium pinnatum* (Jacq.) Dugand, Cobre) y la muestra asociada.



Fuente: Autores

Grafica 6. Comparación entre la muestra de hoja 28 (*Guazuma ulmifolia* Lamark, Guácimo) y la muestra asociada.



Fuente: Autores

4.2 INTERFAZ GRÁFICA

La interfaz gráfica se diseñó con la herramienta GUIDE de Matlab. El diseño es bastante sencillo, tal como se muestra en la Figura 45.

Figura 45. Interfaz gráfica.



Fuente: Autores

Se buscó que fuera amigable a cualquier tipo de usuario, la interfaz consta de 3 partes:

- Imagen cargada: en donde el usuario selecciona la hoja a identificar.
- Imagen tratada: en donde el usuario puede observar el tratamiento que realiza el software para la identificación.
- Imagen identificada: en donde el usuario puede observar la hoja que se identificó.

Para una explicación detallada en el Anexo F se muestra el manual de usuario de la aplicación.

4.2.1 Base de datos virtual. Adicional a la interfaz gráfica, se realizó la centralización del catálogo de hojas con la cual se trabajó a lo largo del proyecto. Se utilizó el servidor independiente de plataforma *XAMPP*, que es un software libre y es utilizado principalmente en sistemas de gestión de bases de datos en *MySQL*, el servidor *Apache* y los interpretes para lenguajes de script *PHP* y *Perl*. Para el diseño de la base de datos de acceso virtual, se utilizó lenguaje *PHP* y *HTML*, todo fue condensado en el servidor de acceso público.

En la Figura 46, se muestra un pantallazo de la base de datos de acceso virtual con las 31 especies de hojas que se trabajó. En el Anexo G, se puede encontrar una explicación más detallada de la base de datos virtual.

Figura 46. Base de datos virtual. Catálogo de hojas con las que se trabajó.

 SELECCIONE LA HOJA DE LA CUAL DESEA INFORMACIÓN 	
1. Cobre.	17. Oití.
2. Nim.	18. Esperanto.
3. Cedro Blanco.	19. Limón de cerco.
4. Jambul.	20. Venturosa.
5. Dinde.	21. Bilibil.
6. Golgota.	22. Veranera.
7. Chicható.	23. Ficus.
8. Cordoncillo.	24. Potos.
9. Coca.	25. Vinca Rosea.
10. Naranjuelo.	26. Cafeto Sabedor.
11. Suelta.	27. Millonaria.
12. Mango.	28. Guásimo.
13. Mandarino.	29. Vinca major Variegata.
14. Uña de gato.	30. Incienso.
15. Croto amarillo.	31. Begonia big.
16. Adonis.	
VOLVER AL INICIO	

Fuente: Autores

5. CONCLUSIONES

Entre las muestras de una misma especie debe existir un patrón constante o con poca variabilidad en aspectos como tamaño, color y forma. Grandes variaciones en dichas variables, entre muestras de la misma especie, es proporcional a la probabilidad de no identificar la hoja correctamente. Debido a lo anterior, fue necesario descartar algunas especies durante el proceso de selección. La madurez de la hoja es otro factor significativamente relevante, pues de éste dependen variables como color, forma, textura y tamaño.

La identificación será correcta siempre y cuando se respeten los parámetros de calidad física de la muestra. Manchas, polvo, imperfecciones ocasionadas por insectos o por el ambiente, reducirán la probabilidad de obtener el resultado esperado.

Las especies compuestas con más de 5 folíolos dificultan la identificación. Este tipo de especie puede llegar a poseer varios tamaños y características diferentes en sus hojas (especialmente con el número y tamaño de los folíolos). Durante el estudio del comportamiento de la red, se excluyó la especie mimosa púdica (dormidera) a causa de la gran variedad de tamaños de cada folio en una misma hoja.

La presente aplicación tiene una efectividad del 95.6989% en la identificación de 186 muestras (6 muestras por especie). Esto demuestra que el espacio de la transformada de *Wavelet* aporta la suficiente información para hacer de cada muestra, única y diferente de las otras, garantizando una identificación excelente. Es necesario recalcar que la transformada de wavelet se realizó en base a información de nerviaciones y bordes, además de la textura, que entre hojas de la misma familia y con características físicas similares pueden hacer que el sistema entregue resultados errados.

La iluminación tiene un papel fundamental en la etapa de adquisición de imágenes, pues permite prescindir de etapas en el pre-procesamiento, tal como suavizado de la imagen y eliminación de imperfecciones como el polvo. Adicionalmente, elimina sombras, las cuales se pueden considerar como ruido, y resalta la información útil como las nervaduras de las muestras.

La naturaleza supervisada de la red neuronal empleada facilitó el resultado de la aplicación. Durante el diseño de la red neuronal, se consideró emplear mapas auto-organizados para aprovechar su característica de agrupamiento, sin embargo, debido al volátil comportamiento de los datos, la red SOM no fue tan sensible como se necesitaba. La red Feedforward, especializada en identificación de patrones, permitió fortalecer la debilidad de la red SOM en la presente aplicación, relacionando los diferentes patrones con resultados esperados, garantizando logro del objetivo deseado con una efectividad excelente.

6. RECOMENDACIONES

Es recomendable contar con la asesoría previa al momento de la selección de especies para un sistema de este tipo. Por no tener un conocimiento vasto en el tema se pueden tomar decisiones erróneas en la elección de muestras de especies que pueden disminuir el porcentaje de rendimiento de la identificación.

Para aumentar la eficiencia del algoritmo, se debe procurar recolectar una cantidad prudente de muestras por especies, ya que al ampliar la base de datos por muestra, esto ayuda a obtener un mejor reconocimiento en el sistema.

Emplear herramientas de análisis como PCA (análisis de componentes principales) puede fortalecer la selección de variables que compondrán el vector característico de las muestras, identificando cuales de ellas aportan significativamente en la variabilidad de los datos.

Creando un ambiente controlado de mayor tamaño, permitirá ingresar un número mayor de especies a la base de datos. Se tendrá que realizar nuevamente el estudio del comportamiento de las medidas estadísticas sobre las matrices de coeficientes de *Wavelet* para confirmar que el vector característico funciona adecuadamente o modificarlo en caso de ser necesario.

Paralelamente, se propone, para trabajos futuros, realizar la adquisición de la muestra de especies en un ambiente externo no controlado. Esto se podría realizar a través de una aplicación móvil que cualquier persona que desee pueda acceder a ella a través de su teléfono inteligente, además de esto se podría comparar el rendimiento que puedan presentar los dos tipos de sistemas.

Otra alternativa en el tratamiento de las imágenes es la librería gratuita Opencv, la cual cuenta con una gran cantidad de funciones y superando a Matlab en cuanto a rendimiento.

Respetar la calidad física de las especies establecida en el presente trabajo. Defectos que distorsionen o destruyan información de la hoja, tal como manchas de hierro, daños por insectos o el medio ambiente o humedad y polvo, pueden ser malinterpretados por el sistema, entregando un resultado inesperado.

Debido al uso de medidas estadísticas en la transformada de *Wavelet*, puede ocurrir que al ingresar una nueva muestra, perteneciente a la base de datos, el sistema no la identifique correctamente por la similitud de su vector característico con el vector de una especie diferente. Se recomienda tomar varias muestras de la misma planta como precaución.

BIBLIOGRAFÍA

Bernal P. Hugo A. Rodríguez P Alfredo. Identificación de zonas productoras de hidrocarburos aplicando DSP y métodos de correlación de registro de perfilaje. Universidad Surcolombiana. Neiva, Colombia. 2009.

Chaki Jyotismita Parek Ranjan Plant Leaf Recognition using Shape based Features and Neural Network classifier. Jadavpur University. Kolkata, India. 2011.

Demuth Howard. Beale Mark. "Neural Network Toolbox For Use with MATLAB" [s.l]: The MathWorks, 2000

Documentación. Referencias bibliográficas. Contenido, forma y estructura. NTC 5613. Bogotá DC.: ICONTEC, 20088. 38 p.

Documentación. Referencias documentales para fuentes de información electrónica. NTC 4490. Bogotá DC.: ICONTEC, 1998. 27 p.

Du Ji-Xiang Wang Xiao-Feng Zhang Guo-Jun. Leaf shape based plant species recognition. University of science and technology of China. Hefei, China. 2007

Gómez T. Luis C. Peralta Mayra A. Optimización de unidades de bombeo mecánico a partir del reconocimiento de características por medio de mapas autoorganizados. Universidad Surcolombiana. Neiva, Colombia. 2012.

Sánchez M. Hugo F. Morales G. Ana R. Sistema de visión artificial para la inspección selección y control de calidad de fresas. Universidad Industrial de Santander. Bucaramanga, Colombia. 2009

Sharma Sapna Gupta Chitvan. Recognition of plant species base don leaf images using multilayer Feedforwar neural network. CSE Deparment, Noida Institute of Engineering and technology. India. 2013

Misiti Michel. Misiti Yves. Oppenheim Georges. Poggi Jean-Michel. "Wavelet Toolbox for use with matlab" [s.l]: The MathWorks, 1996-1997. p. 1.2

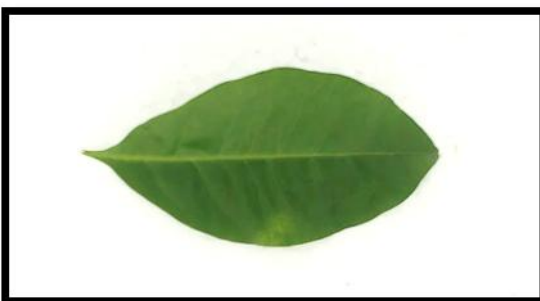
"Neural Network Toolbox" [en línea] 1994 [Enero de 2016]. Disponible en la web: <http://www.mathworks.com/help/nnet/index.html>>

ANEXOS

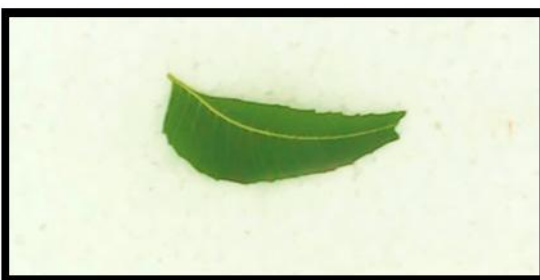
Anexo A: BASE DE DATOS DE ESPECIES DE HOJAS DE LAS PLANTAS

A continuación se presenta el catálogo de las especies de hojas de las plantas registradas con las cuales se decidió trabajar después de tener en cuenta las especificaciones expuestas en el proyecto de grado. Las muestras de las especies fueron tomadas en la Universidad Surcolombiana, sede Central. Se presenta una lista de las especies en orden en el cual se realizó la recolección, además se da una pequeña ilustración de cada una de ellas tomando como ayuda el “Catálogo de especies florísticas de la Universidad Surcolombiana sede Neiva”, resultado del proyecto de grado “Inventario de especies florísticas en la Universidad Surcolombiana, sede Neiva (Huila)”.

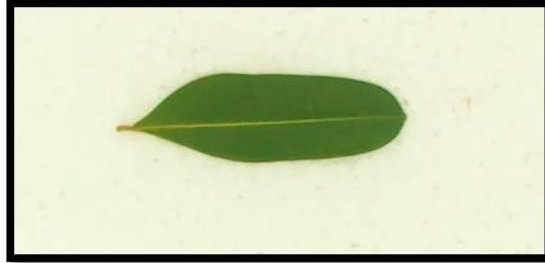
1. Platymiscium pinnatum (Jacq.) Dugand. En la USCO recibe el nombre de **Cobre**; se encuentra en la facultad de ingeniería. Especie originaria de India y China. Es un gran árbol con un follaje abundante, las flores están dispuestas de forma axilar en panículas y racimos, de color amarillo intenso.



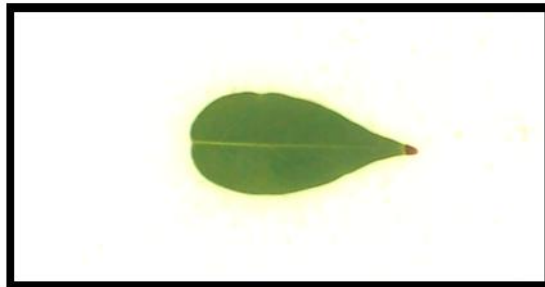
2. Azadirachta indica. En la USCO recibe el nombre de **Nim**; se encuentra en la facultad de ingeniería, jardines y bosque. Especie originaria de India y Birmania. Es un gran árbol con amplio ramaje y abundante follaje todas las temporadas del año, pero en condiciones severas se deshoja, incluso casi completamente.



3. **Simaoruba amara Aubl.** En la USCO recibe el nombre de **Cedro blanco**; se encuentra en la zona de Jardines. Especie originaria de América tropical. Son árboles de gran porte, caracterizados por los frutos de color verde claro parecidos a las aceitunas. Su pulpa es carnosa y al madurar se torna de color púrpura oscuro.



4. **Syzygium cumini.** En la USCO recibe el nombre de **Jambul**; se encuentra en la zona de Jardines. Especie originaria de India, Sudeste de Asia y Australia. Es un árbol que alcanza los 10 m de altura, tronco con gruesa corteza. Las hojas son similares al melocotonero. Las flores son de color verde amarillento o blancas, agrupándose en racimos terminales. El fruto es una baya de color negro o rojizo con un sabor que se asemeja al albaricoque.



5. **Maclura tinctoria.** En la USCO recibe el nombre de **Dinde**; se encuentra en la facultad de ingeniería. Especie nativa. La especie es dioica. Se caracteriza por sus flores esta minadas en espigas axilares.



6. Hibiscus rosa-sinensis L. En la USCO recibe el nombre de **Gólgota**; se encuentra en la facultad de ingeniería. Especie originaria de Asia tropical. Flores solitarias vistosas, de 10 cm de diámetro, con los pistilos y estambres prominentes.



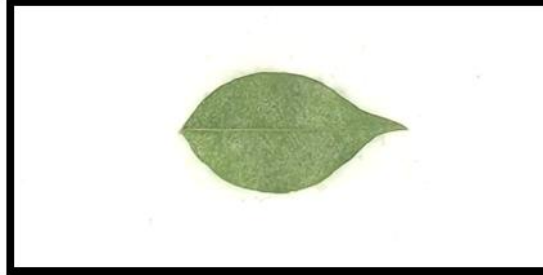
7. Muntingia calabura L. En la USCO recibe el nombre de **Chicható**; se encuentra en la zona del Bosque. Especie nativa. Se caracteriza por sus hojas ovadas con el margen aserrado, con pelos lanosos en su superficie que le dan una textura suave, por sus flores blancas con cinco pétalos libres, ubicadas debajo de sus ramas y frutos en baya de olor agradable.



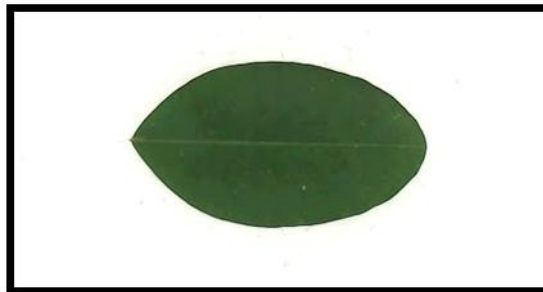
8. Piper bogotense C. DC. En la USCO recibe el nombre de **Cordoncillo**; se encuentra en la zona del Bosque. Especie nativa. Se caracteriza por sus hojas discoloras, de color verde claro por el envés, alternas y en forma de lanza. Numerosas flores pequeñas coloración blanca, agrupadas en una espiga erecta.



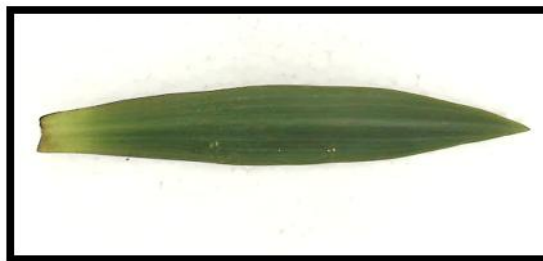
9. *Erythroxylum coca* Lam. En la USCO recibe el nombre de **Coca**; se encuentra en la facultad de ingeniería. Es una Especie Nativa. Se caracteriza por sus flores pequeñas y axilares, de color blanco. Sus frutos, son drupáceos, de color verde y al madurar de color rojo, tienen forma ovoide y miden alrededor de 1 cm.



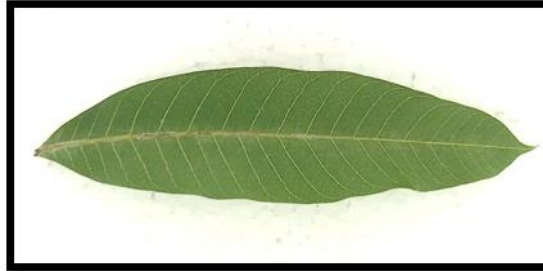
10. *Capparis odoratissima* Jacq. En la USCO recibe el nombre de **Naranjuelo**; se encuentra en la facultad de ingeniería. Especie originaria de Centroamérica, Suramérica y las Antillas. No presenta ningún estado de amenaza. Esta especie se caracteriza por su follaje muy llamativo, con hojas verde intenso en el haz y con indumento amarillento por el envés, así como por sus inflorescencias con flores perfectas, completas, solitarias, grandes y estambres muy vistosos.



11. *Tradescantia spathacea* Sw. En la USCO recibe el nombre de **Suelda**; se encuentra en la facultad de ingeniería. Especie es originaria de Centroamérica. Se caracteriza por que sus flores son muy pequeñas, blancas y agrupadas, están rodeadas por unas brácteas.



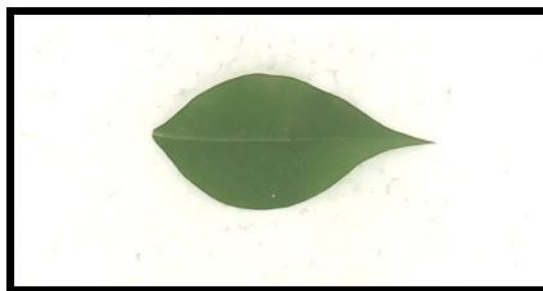
12. *Mangifera indica* L. En la USCO recibe el nombre de **Mango**; se encuentra en las zonas de la sede central de Jardines, e ingeniería y en la sede de Salud. Especie originaria de Asia. No presenta ningún estado de amenaza. Se caracteriza por sus Flores pequeñas en grandes inflorescencias en panículas de colores que varían entre verde, amarillo y rosado.



13. *Citrus reticulata* Blanco. En la USCO recibe el nombre de **Mandarino**; se encuentra en la facultad de ingeniería. Especie Originaria de India y China. Hojas simples, alternas, elípticas, peciolo alado, limbo con numerosos puntos traslucidos que al macerar producen el olor típico a cítrico. Frutos ovoides, rugosos y ásperos, cuando jóvenes de coloración verde oscura y al madurar naranja.



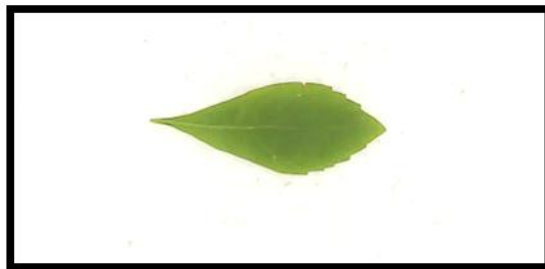
14. *Malpighia glabra* L. En la USCO recibe el nombre de **Uña de gato**; se encuentra en la zona de Jardines, Café y letras y facultad de ingeniería. Especie originaria de Centroamérica y las Antillas. Hojas simples. Las flores tienen cinco pétalos y son de color lila y blanco. Los frutos son carnosos y de color rojo al madurar.



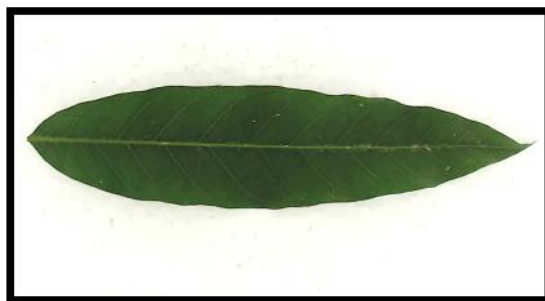
15. Codiaeum Variegatum. En la USCO recibe el nombre de **Croto amarillo**; se encuentra en la zona de Jardines. Especie originaria de sur de la India, Sri Lanka, Indonesia, Malasia. Sus hojas son de disposición alterna, pecioladas, persistentes, coráceas; su coloración es variable, dentro de un rango del verde al rojizo, con tonos amarillos también. crece hasta 3 m, hojas de tamaño de 5-30 cm de largo y 0,5-8 cm de ancho.



16. Golden Duranta. En la USCO recibe el nombre de **Adonis**; se encuentra en facultad de ingeniería y jardines. Especie es originaria del sur de Florida y México. Son arbustos que alcanzan un tamaño de 2–4 m de alto, con espinas o frecuentemente inermes. Con hojas opuestas, simples, obovado-espátuladas a elípticas, ápice agudo (a redondeado), base atenuada, margen entero o con pocos dientes irregulares en la mitad superior, glabrescentes.



17. Licania tomentosa (Benth.) Fritsch. En la USCO recibe el nombre de **Oití**; se encuentra en facultad de ingeniería. Especie es originaria de Brasil. No presenta ningún estado de amenaza. Presenta copa globosa, tronco retorcido, hojas medianas a pequeñas, de envés cubierto de un tomento blanquecino.



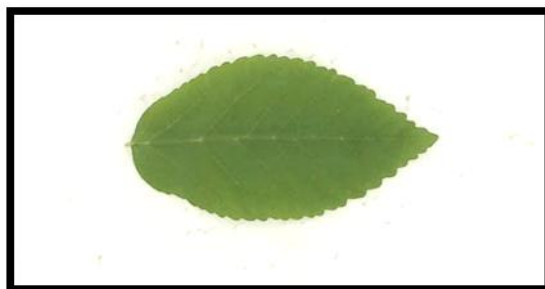
18. *Sanchezia siraensis* Wassh. En la USCO recibe el nombre de **Esperanto**; se encuentra en los jardines de la facultad de ingeniería. Especie originaria de Norte de los Andes. No presenta ningún estado de amenaza. Se identifica por sus inflorescencias de coloración amarilla de cuyas flores sobresalen sus anteras.



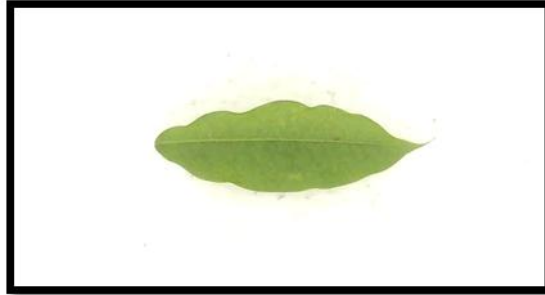
19. *Swinglea glutinosa* Merr. En la USCO recibe el nombre de **Limón de cerco**; se encuentra en la zona de teatro. Especie Originaria de India. Hojas verde oscuro, trifoliadas. Frutos en baya, ovoides, de color verde oscuro.



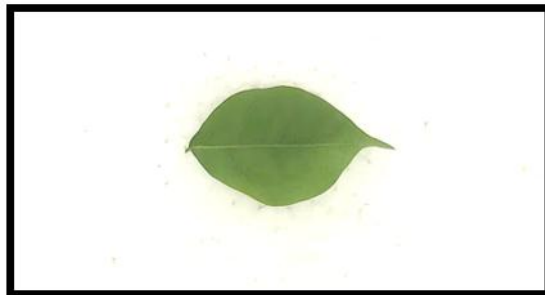
20. *Lantana camara* L. En la USCO recibe el nombre de **Venturosa**; se encuentra en la facultad de ingeniería. Especie originaria de América tropical. Se caracteriza por un arbusto pequeño, con tallo aromático, las hojas simples, opuestas, con el margen aserrado y presencia de tricomas. La inflorescencia es un corimbo, con flores de variadas tonalidades desde rosadas en el extremo a amarillas en el centro; al marchitarse la inflorescencia se va formando el fruto.



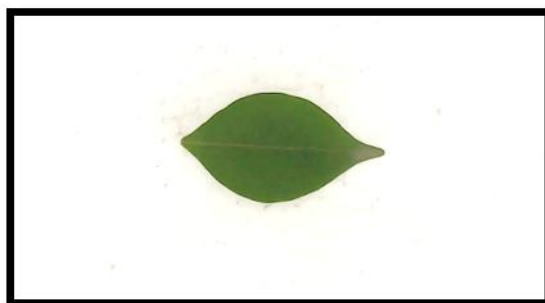
21. Guarea guidonia (L.) Sleumer. En la USCO recibe el nombre de **Bilibil**; se encuentra en la facultad de ingeniería. Especie nativa. Caracterizada por frutos que miden 2 cm de diámetro, son cápsulas que tienen forma redonda, parecida a un trompo, en su parte exterior son de color rojizo, y en el interior son blancos, cada fruto contiene 2 semillas de coloración café.



22. Bougainvillea glabra Choisy. En la USCO recibe el nombre de **Veramera**; se encuentra en la zona de jardines. Especie originaria de Asia tropical. Es un arbusto es candente que se caracteriza por sus flores tubulares de color oscuro externamente y blanco en su interior, agrupadas en manojos de a tres y cada una con una bráctea de color naranja o fucsia.



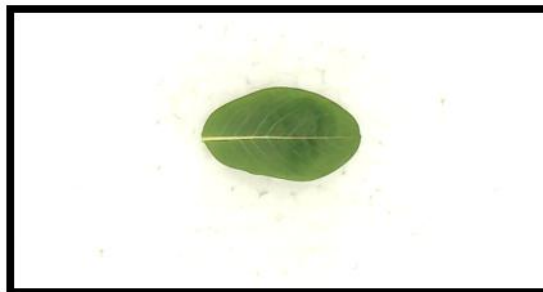
23. Ficus benjamina L. En la USCO recibe el nombre de **Ficus**; se encuentra en la facultad de Salud y Café y letras. Especie originaria de India, China y Malasia. Se caracteriza por poseer látex blanco pegajoso, corteza lisa de color grisáceo, follaje color verde brillante. Los frutos son infrutescencias agregadas, formando una gran masa carnosa con semillas diminutas.



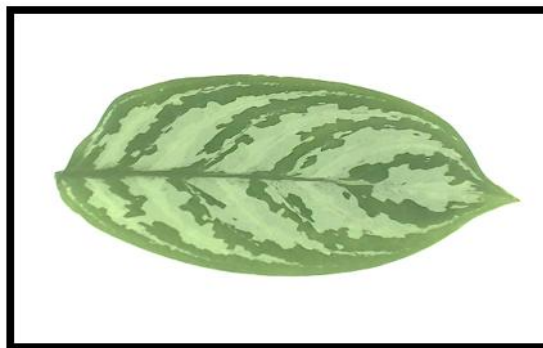
24. Epipremnum aureum L. En la USCO recibe el nombre de **Potos**; se encuentra en la zona de Café y letras. Especie originaria de Islas salomón. No presenta ningún estado de amenaza. Esta liana se caracteriza por sus Hojas que presentan una coloración verde con manchas amarillas.



25. Catharanthus roseus. En la USCO recibe el nombre de **vinca rosea**; se encuentra en la zona de jardines. Especie originaria de Madagascar. Es un arbusto o planta herbácea siempre verde, que alcanza una altura de 1 m. Las hojas son de ovales a oblongas, de color verde brillante, sin pelos, con un nervio central pálido y un corto peciolo de 1 a 1,8 cm de longitud; se disponen en pares opuestos. Las flores son blancas a color de rosa oscuro con un centro rojo más oscuro.



26. Aglaonema crispum (Pitcher & Manda) Nicolson. En la USCO recibe el nombre de **Cafeto sabedor**; se encuentra en la facultad de Salud. Especie originaria de América tropical. No presenta ningún estado de amenaza. Se caracteriza por sus inflorescencias y brácteas de color blanco verdoso.



27. Polyscias guilfoylei (W. Bull.) L. H. Bailey. En la USCO recibe el nombre de **Millonaria**; se encuentra en la zona de jardines. Especie originaria de Suramérica. No presenta ningún estado de amenaza. Esta planta se caracteriza por que las hojas presentan márgenes de color blanco o amarillo pálido, pero también pueden ser de color verde oscuro por completo.



28. Guazuma ulmifolia Lamark. En la USCO recibe el nombre de **Guácimo**; se encuentra en las zonas de Economía, Bosque y facultad de ingeniería. Especie nativa. Hojas simples, alternas, flores pequeñas agrupadas en inflorescencias axilares. Fruto capsular, negro purpúreo al madurar y con la superficie muricada.



29. Vinca major Variegata. En la USCO recibe el nombre de **vinca mayor variegada**; se encuentra en las zonas de jardines. Especie originaria de área mediterránea, Suroeste del Europa y Norte de África. Por su follaje en verde y crema-amarillento, es muy usada para decoración, además de por su floración violeta-azulada. Sus hojas tienen propiedades medicinales. Crece bien en suelos sueltos, algo fértiles y bien drenados.



30. Plectranthus Coleoides Marginatus. En la USCO recibe el nombre de **incienso.**; se encuentra en las zonas de jardines. Especie originaria de India, es una planta colgante que puede alcanzar de unos 50 a 60 cm de largo. Es una planta muy resistente y duradera. Las hojas son tiernas, abultadas, verdes y con el borde blanco y ligeramente aromáticas, y se desarrollan sobre tallos cuadrangulares.



31. Begoniaceae. En la USCO recibe el nombre de **Begonia big;** se encuentra en las zonas de jardines. Especie originaria de América, África y Asia. Son plantas terrestres herbáceas, con tallos acuosos, algunas de porte semiarbustivo o incluso pequeños árboles y otras trepadoras, perennes excepto en climas fríos, es el aérea donde la planta muere. Las flores son muy diversas tanto en forma y tamaño como en color.



ANEXO B.ALGORITMO PARA LA CORRECCIÓN DE LA ORIENTACIÓN DE LA HOJA.

%Adquisición de la imagen

`img=im2double(imread(text));%Se lee la imagen. Text representa el nombre y ubicación de la imagen. Se cambia el formato de la imagen a doble.`

%Cambio a escala de grises y binarización

`gris=rgb2gray(img);%Cambio a escala de grises`

`level = graythresh(gris);`

`bn=im2bw(img,level);%Binarización de la imagen en grises`

`bn=~bn;`

% Cálculo de la orientación de la hoja

`pr=regionprops(bn,'all');%Calculo de características físicas.`

`[~,mayor]=max([pr.Area]);%Se busca el objeto con la mayor área. Se espera que sea la hoja.`

`bn2=imcrop(bn,pr(mayor).BoundingBox);%Se corta la región de interés binaria`

`gris2=imcrop(gris,pr(mayor).BoundingBox);%Se recorta la región de interés gris`

% Modificación de la orientación de la hoja

`ori=pr(mayor).Orientation;%Se guarda la orientación de la hoja`

`bn2=imrotate(bn2,-ori,'bilinear');%Se rota la imagen binaria`

`gris2=imrotate(gris2,-ori,'bilinear');%Se rota la imagen en grises`

ANEXO C. ALGORITMO PARA EL CÁLCULO DE LA ENTROPÍA DE SHANNON DE LAS WAVELET MADRES.

```
img=double(im); %Im es la imagen que se utilizó, filtrada con el operador Sobel.
%%%Cálculo de la entropía de Shannon para los grados de Db
grad1=1:40;
for i=1:40
a=sprintf('db%i',i);
wa=dwt2(img,a);%Transformada de Wavelet
entropia_db(i)=wentropy(wa,'shannon');%Entropía de Shannon de la señal
transformada
end

%%%Cálculo de la entropía de Shannon para todos los grados de Sym
grad2=2:25;
for i=2:25
b=sprintf('sym%i',i);
wb=dwt2(img,b);
entropia_sym(i-1)=wentropy(wb,'shannon');
end

%%%Cálculo de la entropía de Shannon para los grados de Coif
grad3=1:5;
for i=1:5
c=sprintf('coif%i',i);
wc=dwt2(img,c);
entropia_coif(con,i)=wentropy(wc,'shannon');
end

%%%Cálculo de la entropía de Shannon para los grados de Bior
grad4=[1.1 1.3 1.5 2.2 2.4 2.6 2.8 3.1 3.3 3.5 3.7 3.9 4.4 5.5 6.8];
[pi p2]=size(grad4);
for i=1:p2
d=sprintf('bior%.1f',grad4(i));
wd=dwt2(img,d);
entropia_bior(i)=wentropy(wd,'shannon');
end

%%%Cálculo de la entropía de Shannon para los grados de Rbio
for i=1:p2
e=sprintf('rbio%.1f',grad4(i));
we=dwt2(img,d);
entropia_rbio(i)=wentropy(we,'shannon'); end
```

ANEXO D. ALGORITMO PARA LA CONSTRUCCIÓN DEL VECTOR CARACTERÍSTICO DE CADA MUESTRA.

```
img=double(imagen); % Imagen representa la imagen resultado de la aplicación
del filtro Sobel
[c,s] = wavedec2(img,1,'bior3.9');% Aplicación de la transformada multiresolución
de Wavelet

%Cálculo de los coeficientes de aproximación, coeficientes de detalles y
dimensión de la matriz

ea=appcoef2(c,s,'bior3.9',1); % Coeficientes de aproximación
[eh,ev,ed]=detcoef2('all',c,s,1); % Coeficientes de detalles
[fil col]=size(ea);% Dimensiones de la matriz de coeficientes de aproximaciones

%Vector característico

vector=[fil col std2(ea) std2(eh) std2(ev) std2(ed) mean2(ea) var(ea(:)) mad(ea(:))];
```

ANEXO E. ALGORITMO DE CONFIGURACIÓN Y ENTRENAMIENTO DE LA RED NEURONAL.

% y1 representa el vector de entrenamiento (70% de la base de datos) y y1 es el vector de prueba (30% de la base de datos)

y1=energia_entr'; % Se transpone el vector, pues la red neuronal asocia cada columna a una muestra diferente

y2=energia_test';

[f c]=size(y1);

col=1;

fil=1;

num=1;

targets=zeros(31,c);

for cont=1:c

 targets(fil,col)=1;

 if num==14

 fil=fil+1;

 num=0;

 end

 col=col+1;

 num=num+1;

end

net=patternnet([100 100]);

net.layers{1}.transferFcn = 'tansig';

net.layers{2}.transferFcn = 'tansig';

net.divideFcn = 'dividetrain';

net.trainParam.epochs=1000;

net.trainParam.goal=1.0e-06;

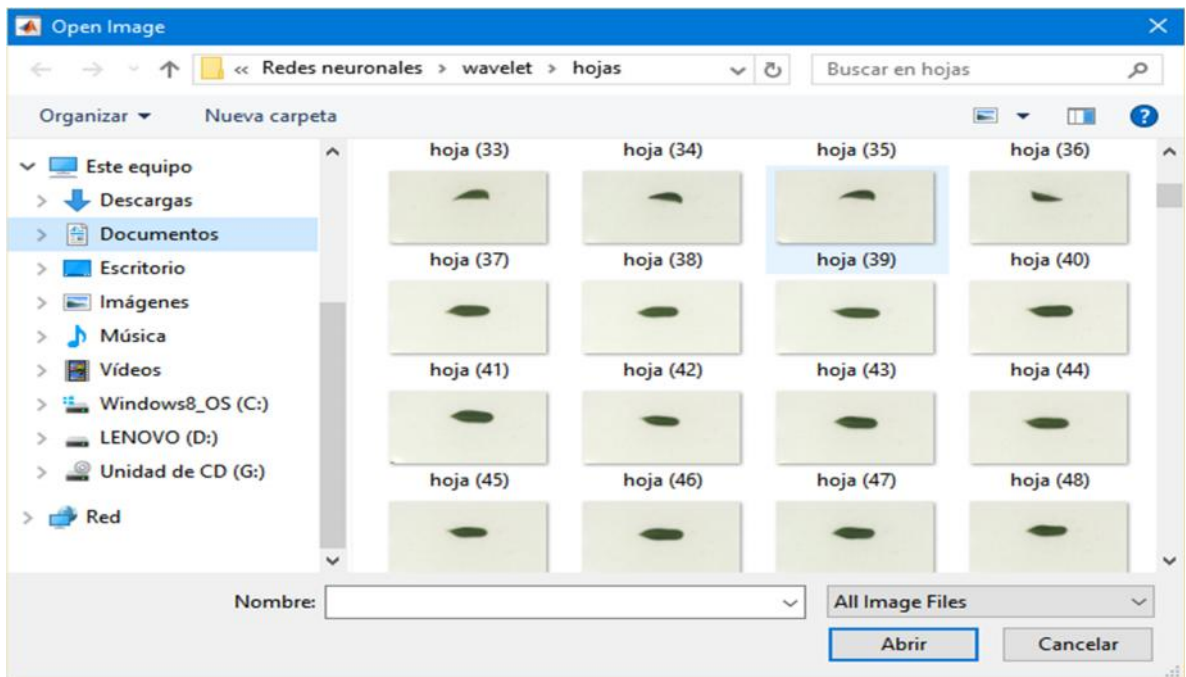
[net tr]=train(net,y1,targets);

ANEXO F. MANUAL DE USUARIO DE LA INTERFAZ GRÁFICA.

La interfaz gráfica se diseñó con la herramienta GUIDE de Matlab. Se buscó que el diseño fuera sencillo y amigable con cualquier tipo de usuario.



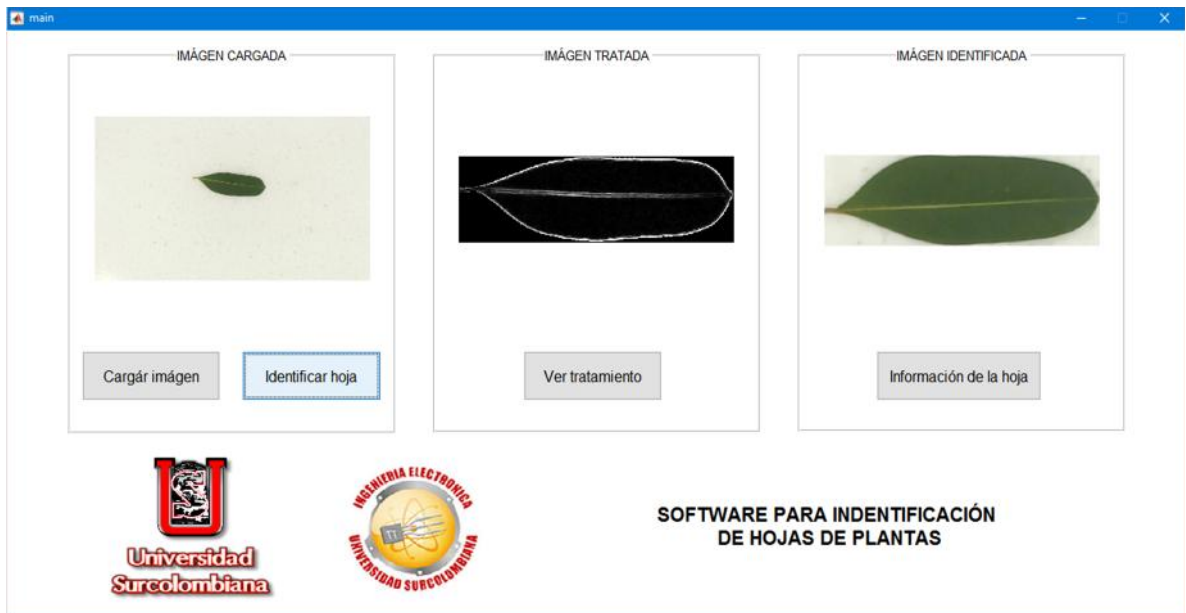
Lo primero que se debe realizar, es cargar la muestra a identificar, presionando el botón '**Cargar imagen**'. Aparecerá la caja de dialogo para selección de archivos, que permite al usuario buscar la muestra que desea sea identificada.



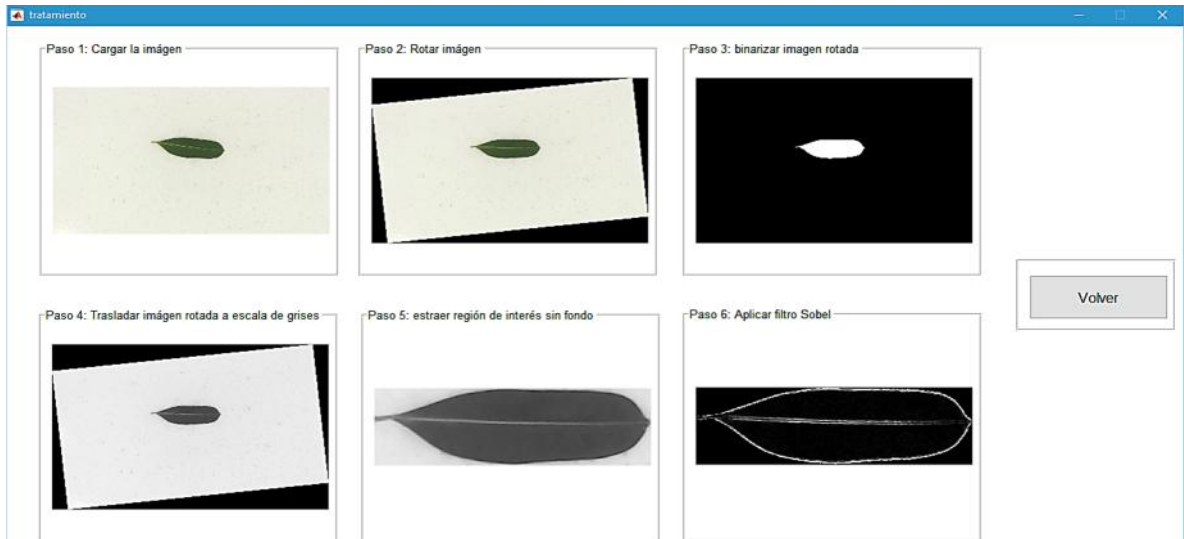
Al observar la muestra en la ventana principal de la interfaz gráfica, se procede a identificar la muestra. Presionando el botón **'Identificar hoja'**.



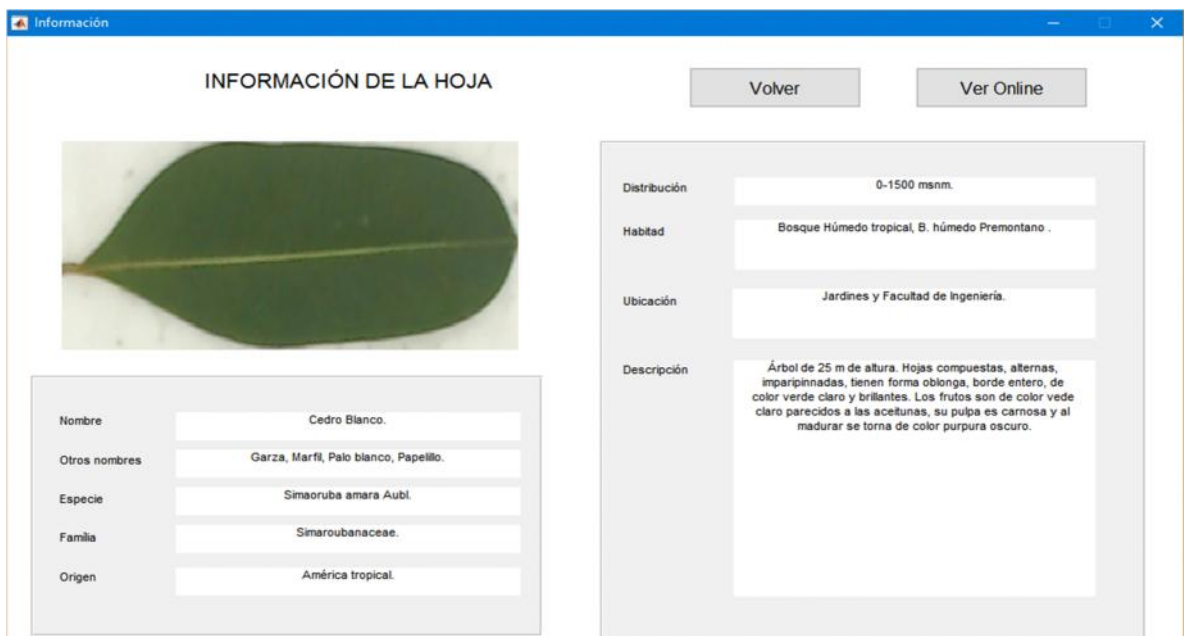
Se obtendrán dos resultados: la imagen filtrada con el operador Sobel y la muestra resultado de la identificación.



El usuario tiene la posibilidad de ver las diferentes etapas del tratamiento de la imagen presionando el botón **'Ver tratamiento'**. En esta ventana se mostrará los 6 pasos principales de la identificación. Para volver al menú principal se presiona el botón **'Volver'**.



De igual manera, puede acceder a la información completa de la hoja al presionar el botón **'Información de la hoja'**. En esta ventana, se encuentra la información principal de la hoja identificada. Para volver al menú principal se presiona el botón **'Volver'**. Adicionalmente, la ventana cuenta con un botón en el cual se puede acceder a la información de la base de datos virtual simplemente presionando el en **'Ver online'**.



ANEXO G. BASE DE DATOS DE ACCESO VIRTUAL.

La base de datos de acceso virtual se realizó utilizando el servidor independiente de plataforma *XAMPP*, que es un software libre y es utilizado principalmente en sistemas de gestión de bases de datos en *MySQL*, el servidor *Apache* y los interpretes para lenguajes de script *PHP* y *Perl*. Para el diseño de la base de datos de acceso virtual, se utilizó lenguaje *PHP* y *HTML*, todo fue condensado en el servidor de acceso público.

La base de datos de acceso virtual está dividida en tres ventanas, primero la página de inicio en donde se escribe una breve explicación, y al presionar '**INGRESAR A LA BASE DE DATOS**', se ingresa al catálogo de hojas con las cuales se trabajó en el proyecto.

	<h1>BASE DE DATOS DE ESPECIES DE HOJAS DE LAS PLANTAS</h1>	
	<p>A continuación se presenta el catálogo de las especies de hojas de las plantas registradas con las cuales se decidió trabajar el Software de identificación.</p> <p>Las muestras de las especies fueron tomadas en la Universidad Surcolombiana, sede Central. Se presenta una lista de las especies en orden en el cual se realizó la recolección, además se da una pequeña ilustración de cada una de ellas tomando como ayuda el "Catálogo de especies florísticas de la universidad Surcolombiana sede Neiva", resultado del proyecto de grado "Inventario de especies florísticas en la universidad Surcolombiana, sede Neiva (Huila)".</p>	
<p style="text-align: center;">INGRESAR A LA BASE DE DATOS</p>		

Al presionar el botón se direcciona a la base de datos de las 31 especies que se utilizaron para el desarrollo de este proyecto. Para conocer la información de cualquier hoja se presiona encima del nombre de la que se desea, de esta forma se accederá a otra página con la información detallada de la hoja.

 Universidad Surcolombiana	<h2>SELECCIONE LA HOJA DE LA CUAL DESEA INFORMACIÓN</h2>	 INGENIERIA ELECTRONICA UNIVERSIDAD SURCOLOMBIANA																																
	<table border="1"> <tr><td>1. Cobre.</td><td>17. Oití.</td></tr> <tr><td>2. Nim.</td><td>18. Esperanto.</td></tr> <tr><td>3. Cedro Blanco.</td><td>19. Limón de cerco.</td></tr> <tr><td>4. Jambul.</td><td>20. Venturosa.</td></tr> <tr><td>5. Dinde.</td><td>21. Bilibil.</td></tr> <tr><td>6. Gulgota.</td><td>22. Veranera.</td></tr> <tr><td>7. Chicható.</td><td>23. Ficus.</td></tr> <tr><td>8. Cordoncillo.</td><td>24. Potos.</td></tr> <tr><td>9. Coca.</td><td>25. Vinca Rosea.</td></tr> <tr><td>10. Naranjuelo.</td><td>26. Cafeto Sabedor.</td></tr> <tr><td>11. Suelta.</td><td>27. Millonaria.</td></tr> <tr><td>12. Mango.</td><td>28. Guásimo.</td></tr> <tr><td>13. Mandarino.</td><td>29. Vinca mayor Variegata.</td></tr> <tr><td>14. Uña de gato.</td><td>30. Incienso.</td></tr> <tr><td>15. Croto amarillo.</td><td>31. Begonia big.</td></tr> <tr><td>16. Adonis.</td><td></td></tr> </table>	1. Cobre.	17. Oití.	2. Nim.	18. Esperanto.	3. Cedro Blanco.	19. Limón de cerco.	4. Jambul.	20. Venturosa.	5. Dinde.	21. Bilibil.	6. Gulgota.	22. Veranera.	7. Chicható.	23. Ficus.	8. Cordoncillo.	24. Potos.	9. Coca.	25. Vinca Rosea.	10. Naranjuelo.	26. Cafeto Sabedor.	11. Suelta.	27. Millonaria.	12. Mango.	28. Guásimo.	13. Mandarino.	29. Vinca mayor Variegata.	14. Uña de gato.	30. Incienso.	15. Croto amarillo.	31. Begonia big.	16. Adonis.		
1. Cobre.	17. Oití.																																	
2. Nim.	18. Esperanto.																																	
3. Cedro Blanco.	19. Limón de cerco.																																	
4. Jambul.	20. Venturosa.																																	
5. Dinde.	21. Bilibil.																																	
6. Gulgota.	22. Veranera.																																	
7. Chicható.	23. Ficus.																																	
8. Cordoncillo.	24. Potos.																																	
9. Coca.	25. Vinca Rosea.																																	
10. Naranjuelo.	26. Cafeto Sabedor.																																	
11. Suelta.	27. Millonaria.																																	
12. Mango.	28. Guásimo.																																	
13. Mandarino.	29. Vinca mayor Variegata.																																	
14. Uña de gato.	30. Incienso.																																	
15. Croto amarillo.	31. Begonia big.																																	
16. Adonis.																																		
VOLVER AL INICIO																																		

Al momento de seleccionar una hoja, por ejemplo la número 26 (*Cafeto Sabedor*) se direcciona a la ventana con la información principal de la planta. Si se desea seguir buscando información sobre las otras plantas se puede volver al anterior menú presionando 'Volver'.

 Universidad Surcolombiana	<h2>CAFETO SABEDOR</h2>	 INGENIERIA ELECTRONICA UNIVERSIDAD SURCOLOMBIANA
		<p>Descripción: Planta herbácea de 80 cm de altura. Las hojas son alternas en los tallos, lanceoladas a estrechamente ovadas, oscuras y medio verdes. Las flores son de color blanco.</p>
<p>Especie: Aglaonema crispum Schot.</p>		<p>Familia: Araceae.</p>
<p>Otros Nombres: Cafeto.</p>		<p>Hábitad: Bosque tropical, B. muy húmedo tropical.</p>
<p>Origen: Colombia.</p>	<p>Distribución: 0-2000 msnm.</p>	<p>Ubicación en la Universidad: Facultad de Ingeniería.</p>
VOLVER		