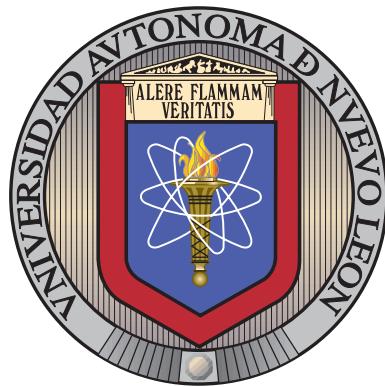


UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN
FACULTAD DE INGENIERÍA MECÁNICA Y ELÉCTRICA
SUBDIRECCIÓN ACADÉMICA



INVENTARIO FORESTAL A TRAVÉS DE
PROCESAMIENTO DE IMÁGENES

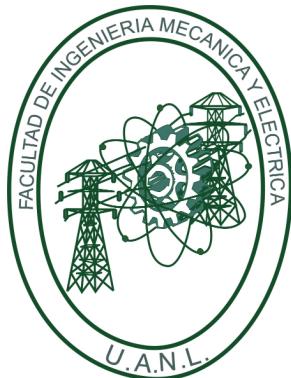
POR

JOSÉ ANGEL RAMÍREZ CANTÚ

COMO REQUISITO PARCIAL PARA OBTENER EL GRADO DE
INGENIERÍA EN TECNOLOGÍA DE SOFTWARE

FEBRERO 2021

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN
FACULTAD DE INGENIERÍA MECÁNICA Y ELÉCTRICA
SUBDIRECCIÓN ACADÉMICA



INVENTARIO FORESTAL A TRAVÉS DE
PROCESAMIENTO DE IMÁGENES

POR

JOSÉ ANGEL RAMÍREZ CANTÚ

COMO REQUISITO PARCIAL PARA OBTENER EL GRADO DE
INGENIERÍA EN TECNOLOGÍA DE SOFTWARE

FEBRERO 2021

Universidad Autónoma de Nuevo León
Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica
Subdirección Académica

Los miembros del Comité de Tesis recomendamos que la Tesis «Inventario Forestal a través de procesamiento de imágenes», realizada por el alumno José Angel Ramírez Cantú, con número de matrícula 1628685, sea aceptada para su defensa como requisito parcial para obtener el grado de Ingeniería en Tecnología de Software.

El Comité de Tesis

Dra. Satu Elisa Schaeffer

Asesora

Dra. Sara Elena Garza Villarreal

Revisora

Dra. Sara Verónica Rodríguez Sánchez

Revisora

Vo. Bo.

Dr. Fernando Banda Muñoz

Subdirección Académica

ÍNDICE GENERAL

Agradecimientos	x
Resumen	xii
1. Introducción	1
1.1. Motivación	3
1.2. Hipótesis	3
1.3. Objetivos	3
1.3.1. Objetivo general	3
1.3.2. Objetivos específicos	4
1.4. Estructura	5
2. Antecedentes	6
2.1. Antecedentes históricos	7
2.2. Descriptores de características globales	8
2.2.1. Color	8
2.2.2. Forma	9

2.2.3. Textura	10
2.3. Descriptores de características locales	11
2.4. Uso de los descriptores	12
3. Estado del arte	13
3.1. Investigaciones relacionadas	13
3.2. Comparación de trabajos	15
3.2.1. Comparaciones	16
3.2.2. Áreas de oportunidad	17
4. Solución propuesta	19
4.1. Fase de recolección de muestras	19
4.2. Muestras recolectadas	20
4.2.1. Análisis de muestras	21
4.2.2. Información no útil	22
4.3. Fase de procesamiento de muestras	23
4.3.1. Recortando muestras	23
5. Desarrollo de la solución	26
5.1. Fase de entrenamiento	28
5.2. Fase de detección	30
5.3. Fase de combinación	31

6. Experimentos	33
6.1. Diseño experimental	34
6.2. Resultados	36
6.2.1. Experimento <i>A</i> : Misma cantidad de especies por clase	36
6.2.2. Experimento <i>B</i> : Cantidad total de especies por tamaño de clase	37
6.2.3. Experimento <i>C</i> : Misma cantidad de especies utilizando espejos de muestras	38
6.2.4. Experimento <i>D</i> : Umbralización	39
6.2.5. Experimento <i>E</i> : Píxeles permitidos	40
6.3. Discusión	41
7. Conclusiones	43
7.1. Contribuciones	44
7.2. Trabajo a futuro	46

ÍNDICE DE FIGURAS

1.1.	Mapa de Trinidad	2
1.2.	Mapa de Cilantrillo	2
2.1.	Histograma de color	8
2.2.	Formas de cada especie arbórea.	9
2.3.	Comparación de texturas.	10
4.1.	Comparación de muestras	21
4.2.	Resultado de remover píxeles	22
4.3.	Muestra con anotaciones	23
4.4.	Isla separada por color	24
4.5.	Rectángulo del interior de una isla	25
5.1.	Fases del desarrollo de la solución	27
5.2.	Clasificación de especies arbóreas en una muestra	30
5.3.	Combinación de detección y una muestra original	31
5.4.	Comparación de anotaciones	32

6.1. Porcentaje de especies por clase	36
6.2. Porcentaje de especies totales por clase	37
6.3. Porcentaje de mismas especies por clase	38
6.4. Comparación de umbralización	39
6.5. Comparación de píxeles permitidos	40

ÍNDICE DE TABLAS

3.1. Comparación de trabajos frente al desarrollado, donde ✓ indica que cumple con esta característica y ✗ no cumple con esta característica.	16
6.1. Especificaciones técnicas del equipo de cómputo	41
7.1. Bibliotecas utilizadas en el software desarrollado	45

AGRADECIMIENTOS

Quiero agradecer a la Dra. Elisa, por el apoyo, el conocimiento y el tiempo que invirtió durante el desarrollo de mi tesis para poder hacer una gran investigación. Al Dr. Manuel Jiménez, por el material brindado además de los aportes que hizo para complementar la tesis y al Fondo Sectorial de Investigación Ambiental SEMARNAT-CONACYT con No. de proyecto 263080.

A mis padres, José Angel y Bertha Alicia, quienes siempre me motivaron a seguir adelante y son el motor de mi vida. A mis hermanas y sobrinos por su gran apoyo en todo momento, a mis abuelos Sara y José Reyes que siempre me motivaron a crecer como persona y alcanzar la meta de superarme.

Mención especial a mi abuelo Reyes (QEPD), quien en todo momento, incluso meses antes de fallecer, siempre me apoyó y esperó que diera todo de mí para ser alguien mejor de lo que él fue.

RESUMEN

José Angel Ramírez Cantú.

Candidato para obtener el grado de Ingeniería en Tecnología de Software.

Universidad Autónoma de Nuevo León.

Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica.

Título del estudio: INVENTARIO FORESTAL A TRAVÉS DE PROCESAMIENTO DE IMÁGENES.

Número de páginas: 49.

OBJETIVOS Y MÉTODO DE ESTUDIO: El objetivo de la investigación es generar inventarios forestales por medio de muestras recolectadas en el área del Cilantrillo y Trinidad a través del procesamiento de imágenes, la visión computacional y el aprendizaje máquina, donde a partir de un modelo generado por el entrenamiento, se pueda detectar y marcar por color, cada especie de arból detectada en una muestra.

El método de estudio pretende entender la importancia de la visión computacional y el aprendizaje máquina en sectores que tienen otras finalidades, como lo son las ciencias forestales, que es donde se realizan inventarios forestales, cómo generar un inventario forestal y qué clase de muestras son las que pueden ser utilizadas para generar un inventario forestal.

CONTRIBUCIONES Y CONCLUSIONES: Durante la investigación se explica el funcionamiento del algoritmo que generará inventarios forestales usando el procesamiento de imágenes. Este algoritmo propone una solución eficiente y menos costosa en comparación a las técnicas manuales. La solución propuesta está compuesta de un algoritmo de seis fases en las cuales se trata a las muestras para un propósito distinto en cada una de ellas.

Además de proponer una solución eficiente, esta solución ahorra tiempos tanto de procesamiento, así como los tiempos utilizados para capturar muestras en las zonas que se pretende generar el inventario forestal. Esto último está solventado por el mejor umbral obtenido, que ayuda a poder determinar la mayor cantidad de especies en una región o área en la que se desea generar el inventario forestal.

La solución propuesta concluye en que el algoritmo obtiene un mejor rendimiento si se utiliza la cantidad total de muestras generadas por especie de árbol, además de esto, si se combina con el mejor porcentaje de umbralización probado y un porcentaje adecuado de píxeles admitidos, permitirá detectar la mayor cantidad de especies posibles considerando las muestras recolectadas.

Firma de la asesora:

Dra. Satu Elisa Schaeffer

CAPÍTULO 1

INTRODUCCIÓN

Analizar y cuantificar todo un inventario forestal puede tomar mucho tiempo, puede tender a fallar por una u otra razón, por lo que la falla humana está presente en todo momento, más sin embargo, las tecnologías que hoy en día se han desarrollado además de distintos ámbitos de la ciencia pueden ayudar a automatizar tareas y reducir el índice de error humano.

El *aprendizaje máquina*¹ es precisamente uno de los campos de la *inteligencia artificial*² que permite resolver esta clase de problemas, ya que gracias al aprendizaje supervisado se pueden usar técnicas de agrupamiento para clasificar distintas especies de árboles por medio de muestras recolectadas. En análisis de recorridos por drones, el enfoque está dirigido al área forestal dado que se puede utilizar el aprendizaje máquina para la gestión del inventario forestal, ayudando a reducir el fallo humano y optimizando las tareas de clasificación de especies arbóreas.

Para llevar a cabo la tarea de clasificar las especies arbóreas, se recolectan muestras de las zonas del Cilantrillo y La Trinidad en Nuevo León. Estas zonas cuentan con distintas zonas especies arbóreas como lo son: *Abies*, *Encino* y *Pino*.

¹Campo de la inteligencia artificial que desarrolla algoritmos capaces de aprender por medio de información.

²Ciencia encargada de desarrollar algoritmos capaces de imitar capacidades humanas.

En las figura 1.1 se aprecia la zona de Trinidad desde distintas alturas en el mapa, el rectángulo azul en la figura es la zona sobre la que se hizo el recorrido.



Figura 1.1: La Trinidad, Santiago, Nuevo León (25.225939, -100.1431609).

En las figura 1.2 se aprecia la zona de El Cilantrillo desde distintas alturas en el mapa, el rectángulo azul en la figura es la zona sobre la que se hizo el recorrido.

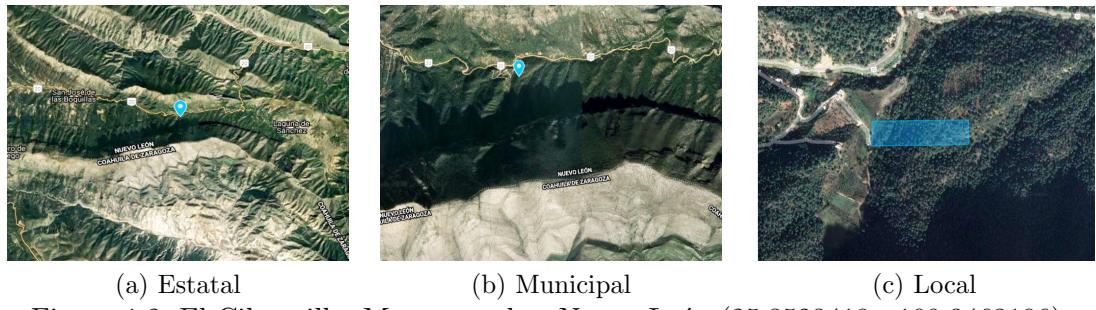


Figura 1.2: El Cilantrillo, Montemorelos, Nuevo León (25.3523418, -100.3463186).

1.1 MOTIVACIÓN

Pese a que ya existen mecanismos de detección de objetos, muchos de ellos no funcionan con la precisión o la meta que deseamos, puesto que no se enfocan en un objetivo en particular, más sin embargo, la investigación se enfoca puramente en la detección de especies arbóreas utilizando muestras recolectadas en las zonas del Cilantrillo y Trinidad.

1.2 HIPÓTESIS

Se sabe que el procesamiento de imágenes tiene como finalidad enfocarse en la búsqueda de un elemento en particular, las especies arbóreas (presente trabajo). Se plantea demostrar que el procesamiento de imágenes permitiría reducir tiempos de recorrido a pie y optimizar costos en cuanto a la realización de inventarios forestales por medio de técnicas tradicionales.

1.3 OBJETIVOS

En esta sección se establece el objetivo general y los objetivos específicos sobre los que se enfoca la tesis.

1.3.1 OBJETIVO GENERAL

El objetivo de realizar el inventario forestal por medio del procesamiento de imágenes tiene un propósito más práctico que técnico. El algoritmo permitiría a quienes se encarguen de analizar las zonas forestales, reducir el tiempo invertido en aplicar técnicas tradicionales por técnicas de procesamiento de imágenes.

Estas técnicas basadas en el aprendizaje máquina, las cuales van permitir generar un inventario forestal mediante el recorrido de un dron y a su vez, analizarlo por medio de la inteligencia artificial con la finalidad de indicar las cantidad de especies reconocidas sobre una zona.

1.3.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Realizar un algoritmo capaz de detectar específicamente los árboles y su especie arbórea.
- El algoritmo debe extraer la información de un conjunto de especies arbóreas, mismas que servirían como modelo para una fase posterior de detección de especies arbóreas.
- El algoritmo debe ser capaz de detectar por si mismo las especies encontradas en cada una de las muestras recolectadas.

1.4 ESTRUCTURA

El contenido de la investigación se va a dividir en siete capítulos, donde cada uno de ellos tiene un propósito distinto. Con el propósito de hacer más breve y entendible la investigación, se desglosa cada uno de los capítulos con el contenido que se puede esperar de cada uno de ellos.

En el capítulo 2 expone algunos antecedentes que han surgido a lo largo de la historia respecto a los inventarios forestales, así como las características más importantes sobre las que trabaja el procesamiento de imágenes.

En el capítulo 3 se hace la comparación de algunos trabajos relacionados con la detección de objetos y el procesamiento de imágenes, también analiza un poco cuales son los aspectos fundamentales que se desarrollan en la investigación.

En el capítulo 4 hace un vistazo a las muestras sobre las que se está trabajando además de la explicación de la primera fase de la investigación, el procesamiento de muestras.

En el capítulo 5 expone las fases restantes de la investigación, las cuales corresponden a el entrenamiento, la detección y la combinación respectivamente.

En el capítulo 6 discute los resultados posteriores a la ejecución del algoritmo. Por último en el capítulo 7 se presenta una conclusión respecto a la investigación desarrollada.

CAPÍTULO 2

ANTECEDENTES

Hoy en día existen diversas tecnologías que acaparan la atención por su funcionalidad y la interacción que tienen con procesos cotidianos, pero también existen tecnologías capaces de sustituir habilidades que sólo podrían ser propias de un ser humano, es por eso que en la presente investigación se está trabajando con el aprendizaje máquina y su aplicación en el análisis de zonas forestales.

Como se mencionó antes, el aprendizaje máquina hace uso de muestras para identificar las especies arbóreas según su clase, sin embargo, el proceso de etiquetar o identificar objetos por medio de aprendizaje máquina lleva por nombre *clasificación de imágenes*¹.

El *procesamiento de imágenes*² analiza por medio de características como: *forma, color, bordes, textura* cuando se utiliza en conjunto con el aprendizaje máquina. Sin embargo, las características dependen en gran medida del objetivo ya que no todas las características aportan información relevante para el procesamiento y clasificación. Las características utilizadas en el análisis de especies arbóreas se clasifican en características locales y características globales.

¹Es una técnica del aprendizaje máquina que consiste en identificar un objeto por medio de propiedades o características propias de un elemento.

²Su función es capturar y procesar por medio de imágenes la información más relevante.

2.1 ANTECEDENTES HISTÓRICOS

El procesamiento de imágenes surge en el año 1920 de los primeros intentos de transmisión de imágenes por medio de un cable transatlántico usando códigos telegráficos, permitiendo la codificación de una imagen en cinco niveles de gris para posteriormente, en 1929, el ya mencionado sistema de transmisión permitía codificar a quince niveles de gris, a su vez, este sistema redujo el tiempo de transmisión de imágenes a quince minutos [4].

El aprendizaje máquina surge a principios del año 1990 como un proceso para la extracción de información y modelos de predicción, esto último fue bastante utilizado por los sectores bancarios, que eran los que mayormente le sacaban un provecho a la hora de tomar decisiones [10].

La *visión computacional*³ llevaba bastante más tiempo que había sido desarrollada, pero no empleada; y es que en el año 1960 es cuando la inteligencia artificial apenas se estaba desarrollando y fue cuando se planteo el como es que una computadora iba a razonar como lo haría una persona. Los problemas recaen sobre factores de innovación y procesamiento de imágenes automático. No obstante, en la sección 2.2 descriptores de características se describe a detalle como es que la visión computacional hace uso de ellas [15].

Por otro lado, los *inventarios forestales* surgen como respuesta a ciertas interrogantes como lo son el manejo sostenible de un bosque y los elementos que lo conforman. Estos se definen como sistemas de recolección de características del área sobre el que se trabaja [9].

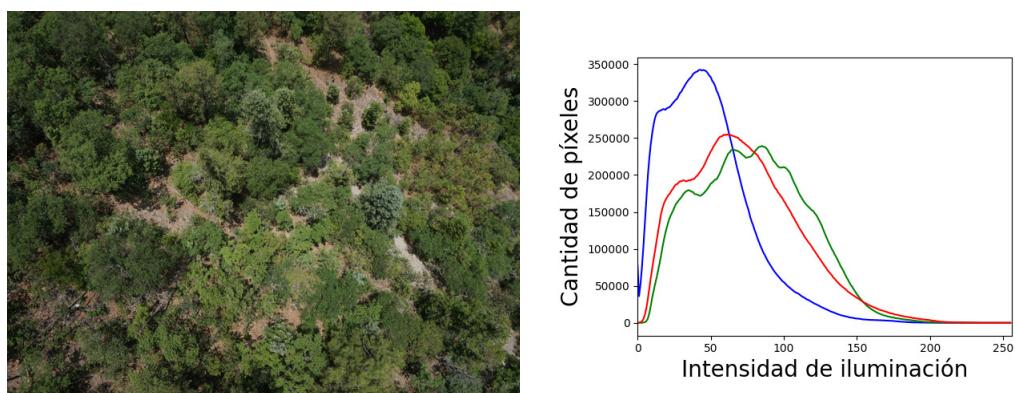
³Técnica de la inteligencia artificial que intenta emular la capacidad visual de los humanos.

2.2 DESCRIPTORES DE CARACTERÍSTICAS GLOBALES

La idea de que el color presente en las muestras recolectadas sea el único diferenciador de una especie respecto a otra es un pensamiento incorrecto debido a que además de este criterio, existen otros criterios que permiten apreciar e identificar las características de una especie arbórea, no obstante, estas características pueden ser útiles en otras fases de la investigación.

2.2.1 COLOR

La característica de clasificación de color hace uso del *histograma de color*⁴, aunque también se puede hacer uso de la *estadística de canal de color*⁵ aunque en este caso, se omite la última. Los histogramas de color suelen ser utilizados por ejemplo, en motores de búsqueda de imágenes para encontrar correlaciones de distribuciones de colores similares. También pueden ser visualizados en forma de gráficas de intensidad de la distribución del valor de un *pixel*⁶.



(a) Muestra utilizada (b) Histograma generado
Figura 2.1: Histograma de color generado con las bibliotecas `matplotlib` y `OpenCV`.

⁴Cantidad de pixeles en listas de rangos de colores presentes en una imagen.

⁵Muestran la distribución de píxeles presentes en una imagen.

⁶Es la unidad básica más pequeña de las imágenes.

2.2.2 FORMA

La característica de forma cuenta también con varias métricas, se hace énfasis en los *momentos de una imagen*. Los momentos de una imagen son los pesos promedio de la intensidad de píxel sobre una imagen.

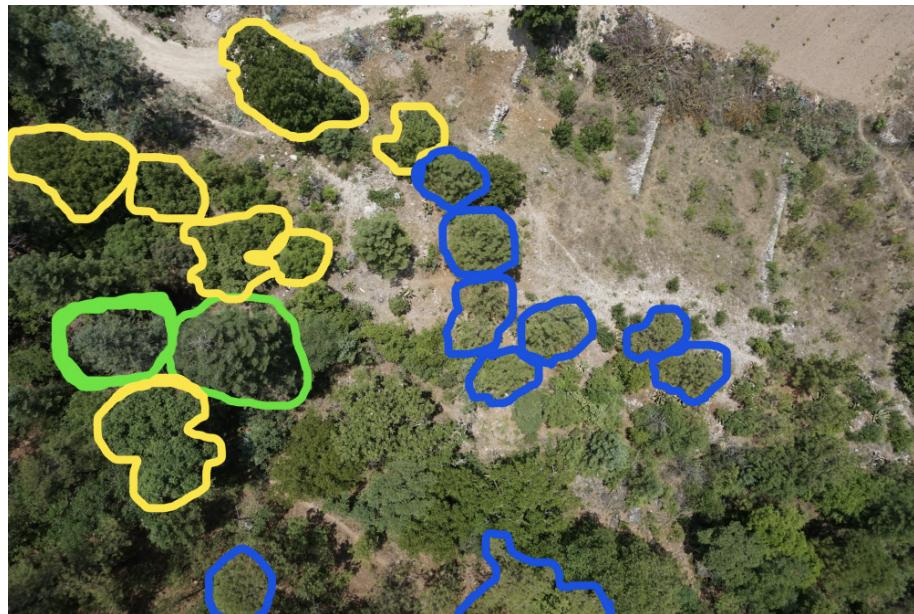


Figura 2.2: Formas de cada especie arbórea (verde: Abies, azúl: Pino, amarillo: Encino).

Por ejemplo, el canal I de una imagen contiene una intensidad en los ejes (x, y) dados por la ecuación $I(x, y)$ donde $I(x, y)$ hace referencia una imagen binaria donde sólo es posible tomar un valor cero o uno. En otras palabras, los momentos de una imagen son un conjunto de siete números calculados del movimiento central que son invariantes para las transformaciones de una imagen

$$M = \sum_x \sum_y I(x, y). \quad (2.1)$$

La ecuación 2.1 obtiene la sumatoria de la intensidad de todos los píxeles, es decir, la sumatoria se hace con base únicamente en la intensidad de los píxeles y no con la posición dentro de una imagen.

2.2.3 TEXTURA

Esta característica tiene una gran relevancia dado que es de las más usadas al momento de identificar objetos en regiones de interés en fotografías aéreas, micrográficas y de satélite y en el presente trabajo, al identificar las muestras de los árboles. En este caso se emplea la métrica de *textura de Haralick*.

Esta métrica o conjunto de descriptores estadísticos de textura realizada por Haralick *et al.* [6], se utiliza como parte de un conjunto de descriptores estadísticos de textura para determinar 14 descriptores de textura haciendo uso de la matriz de concurrencia de los valores de intensidad de la imagen (COM).

La figura 2.3 ilustra las distintas texturas que tienen los especies arbóreas en la imagen, a simple vista algunos colores denotan ser de una especie distinta si se hace un análisis minucioso, pero en este caso, la característica de textura puede ser utilizada para diferenciar entre especies arbóreas.

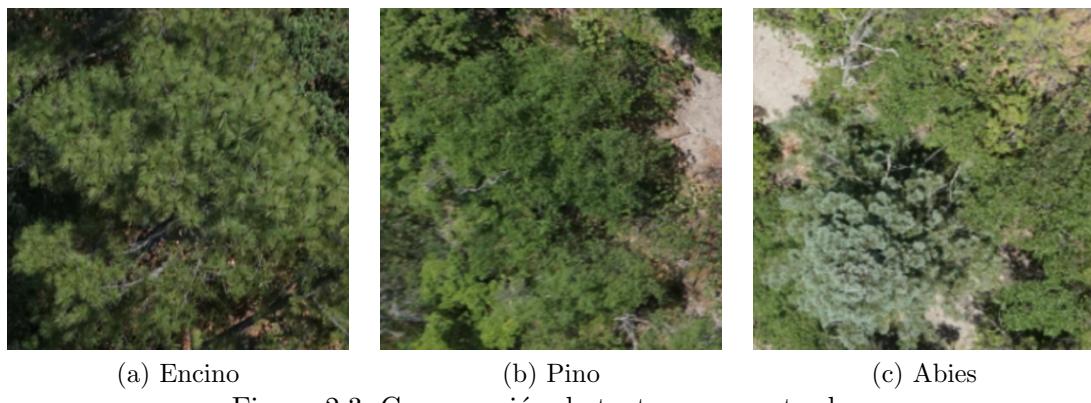


Figura 2.3: Comparación de texturas encontradas.

2.3 DESCRIPTORES DE CARACTERÍSTICAS LOCALES

Las características mencionadas en la sección 2.2 cuantifican globalmente una imagen, sin embargo, para poder determinar las características que cuantifican localmente las regiones de una imagen es necesario determinar que descriptor es el mejor para describir los puntos de interés de una imagen completa o los puntos de interés de cierta región de la imagen.

SIFT (Característica de transformación de escala invariante) Extra la información de una imagen para posteriormente, permita adecuarla cuando se desee compararla con diferentes muestras de un objeto o escena.

SURF (Característica de acelerado robusto) Toma un vecino al rededor del punto seleccionado en la imagen y es dividido en sub-regiones para cada sub-región, la respuesta de la transformada de Wavelet es tomada y representada por esta característica.

BRIEF (Característica de diferencias en forma de cadena binaria) Se enfoca en la orientación de una imagen y depende del menor numero de diferencias (puntos) a su alrededor.

ORB (BRIEF Rotada y orientada rápida) Se relaciona con BRIEF debido a que esta es una fusión de la ya mencionada con un punto detector clave rápido (FAST). Para determinar estos puntos clave rápido, se utiliza FAST y posteriormente, la medida de esquinado de Harris es aplicada para encontrar los n puntos más altos. En concreto, esta característica registra la intensidad ponderada del centroide la cual está localizada en la esquina de un centro.

2.4 USO DE LOS DESCRIPTORES

Existen varias formas de utilizar los descriptores pero hay dos maneras de mezclar las características de vectores.

- Para las características globales de vector, sólo se concatena cada característica del vector para formar a una característica global del vector simple. Este enfoque se utiliza en el desarrollo de este algoritmo.
- Para las características locales del vector también puede hacerse una combinación de las características locales y globales del vector, es necesario algo llamado *modelo de la bolsa de palabras* (BOVW). Este enfoque se utiliza normalmente en constructores de vocabularios, agrupamiento de K -medias, etc.
- El *escalamiento* es también otro de los descriptores utilizados en las características de los vectores, este sirve para transformar los datos de las características en rangos específicos de cero a uno, por ejemplo. Esta característica suele ser bastante usada en máquina de soporte vectorial y en el K -vecinos cercanos (KNN) donde la distancia entre dos puntos es importante.
- La *normalización* es utilizada en los descriptores también, esta última es una técnica donde los valores son desplazados y re-escalados para que puedan alcanzar un rango entre cero y uno, a esta característica también se le conoce como *escalamiento mínimo-máximo*.

CAPÍTULO 3

ESTADO DEL ARTE

En este capítulo se explica la relación de la investigación en curso con investigaciones de otros autores, la importancia de la visión computacional y su relación con los inventarios forestales, así como los apartados que se desarrollan durante la investigación.

3.1 INVESTIGACIONES RELACIONADAS

Existen algunos trabajos que no están completamente relacionados con el objetivo de identificar especies arbóreas, pero si existen investigaciones que toman como objetivo el analizar zonas forestales.

Shen *et al.* [14] menciona como hacen uso de combinar datos para realizar inventarios forestales por medio de sistemas digitales aéreos de fotogrametría y escáneres láser. Con estas tecnologías, hacen una búsqueda buscando los tipos predominantes en una zona y con ayuda del *análisis de imágenes basado en objetos* se pudo admitir la delineación automática de árboles, la clasificación de especies arbóreas y la definición de atributos estructurales a nivel de árbol.

Aguilar *et al.* [1] utilizan una gran cantidad de entradas para definir manualmente la especie, no obstante, la principal diferencia es que este trabajo no realiza un inventario forestal por medio de visión computacional sino por técnicas tradicionales.

Rincón *et al.* [13] tienen como meta evaluar artículos para actualizar los inventarios de árboles en un área metropolitana. En este no se trata con inteligencia artificial como tal, pero si hacen uso de tecnologías de detección como sensores remotos que permitan evaluar correctamente y obtengan la información concreta de las zonas donde habitan árboles.

Vazquez y Luna [16] tienen como objetivo detectar objetos además de hacer uso del umbral adaptativo, el cual es muy utilizado en la visión computacional.

Pelz [11] hace simulaciones para la gestión de modelos forestales que podría ser requeridos para la toma de decisiones en un sector forestal. En este artículo se hacen validaciones usando modelos generados por información de un bosque privado y un bosque estatal de Illinois, EE.UU.

Guo *et al.* [5] hacen uso de técnicas de inteligencia artificial para la identificación de especies forestales haciendo uso de multidatos espectrales tomando como punto de partida, los vecinos más cercanos (KNN) para procesar eficientemente la información recolectada y segmentar por clusters el ambiente sobre el que se trabajó.

3.2 COMPARACIÓN DE TRABAJOS

La mayoría de los trabajos citados hacen uso de otra clase de tecnología que no tiene que ver directamente con la utilizada en nuestra investigación, más sin embargo, algunos de los aspectos clave que se presentan en nuestra investigación con respecto a las investigaciones encontradas son:

Inventarios forestales Son aquellos que permiten tener un control de las especies que pueblan una zona específica.

Análisis de imágenes Es una técnica bastante utilizada hoy en día por la visión computacional para extraer datos e información de imágenes.

Visión computacional Este concepto está completamente relacionado con la inteligencia artificial, dado que es una técnica del aprendizaje máquina que busca encontrar objetos emulando la capacidad humana del reconocimiento.

Clasificación Es el acto de separar u ordenar bajo un criterio específico.

Especies Son los distintas categorías o clases de algún objeto en particular.

Zonas Es algún sector o delimitación de territorio de algún sitio, ciudad, país.

Detección de objetos Es una técnica del aprendizaje máquina que emula la capacidad humana de detectar por si sola, algún objeto por medio de la vista.

3.2.1 COMPARACIONES

En el cuadro 3.1 se desglosan que características presentes que se pueden encontrar en las investigaciones citadas y su relación con la investigación con la que se está trabajando actualmente.

Cuadro 3.1: Comparación de trabajos frente al desarrollado, donde ✓ indica que cumple con esta característica y ✗ no cumple con esta característica.

Trabajo	Inventarios forestales	Visión computacional	Detección de objetos
Aguilar <i>et al.</i> [1]	✓	✗	✓
Rincón <i>et al.</i> [13]	✓	✗	✗
Vazquez y Luna [16]	✗	✓	✓
Pelz [11]	✓	✓	✓
Guo <i>et al.</i> [5]	✗	✓	✓
Arévalo <i>et al.</i> [2]	✗	✓	✓
Hua <i>et al.</i> [7]	✓	✗	✗
Bosquet <i>et al.</i> [3]	✓	✗	✗
Shen <i>et al.</i> [14]	✗	✓	✗
Yahya y Ismail [17]	✓	✓	✗
El presente trabajo	✓	✓	✓

3.2.2 ÁREAS DE OPORTUNIDAD

En el cuadro 3.1 se puede apreciar que características tiene la investigación con respecto a la de otros autores, y es que pudiera ser que otros trabajos tengan las mismas características o al menos casi todas pero por lo que respecta a la investigación, además de generar un inventario forestal de manera eficiente y proporcionar su código, este puede ser modificado o estudiado con otros propósitos sin necesidad de esperar una retribución de por medio debido a que es un software libre.

Por otro lado, también se puede apreciar que el trabajo de Guo *et al.* [5] tiene las mismas características que el método propuesto, sin embargo va orientado a otro objetivo, que es tomar decisiones. Sin embargo, las herramientas descritas en el artículo no son de uso gratuito, permitiendo así, otorgar la ventaja de que la investigación sea de licencia abierta respecto a esta investigación.

En lo que respecta a las áreas de oportunidad de la investigación, se puede destacar el aprendizaje máquina y la visión computacional como herramientas clave. Primeramente, el aprendizaje máquina permite entrenar un algoritmo cuyo producto es bastante relevante en el proceso de clasificación durante la investigación.

En el método propuesto, el aprendizaje máquina se encarga de extraer información clave de cada una de las muestras recolectadas de las zonas forestales, donde, mediante descriptores de características tanto globales como locales, se encarga de generar un archivo que contenga la información más relevante de las muestras.

Posteriormente, la visión computacional hace uso del archivo generado previamente por el aprendizaje máquina donde se encarga de clasificar cada árbol mediante una etiqueta que define a su especie por color. Esto último no ha sido aplicado en las investigaciones encontradas puesto que tienen un enfoque nulo en hacer clasificaciones de múltiples objetos de un sólo tipo, o bien, sólo se enfocan en hacer anotaciones manuales por medio de inputs previamente establecidos y esto únicamente se enfoca en comparaciones.

El inventario forestal es otro de los apartados importante en la investigación, dado que es uno de los enfoques en los que se el desarrollo de los algoritmos que se utilizan, se está tomando como punto de partida al momento de desarrollarse.

Clasificación es quizás el punto más importante de la investigación debido a que, se hace un análisis de las muestras recolectadas previamente por los drones y posteriormente, haciendo uso de la visión computacional y el aprendizaje máquina se entrena el modelo que hace la clasificación de especies arbóreas.

CAPÍTULO 4

SOLUCIÓN PROPUESTA

Habiendo conocido las características que mejor describen a los atributos del presente trabajo, se puede decir que la base del método propuesto se puede desarrollar.

4.1 FASE DE RECOLECCIÓN DE MUESTRAS

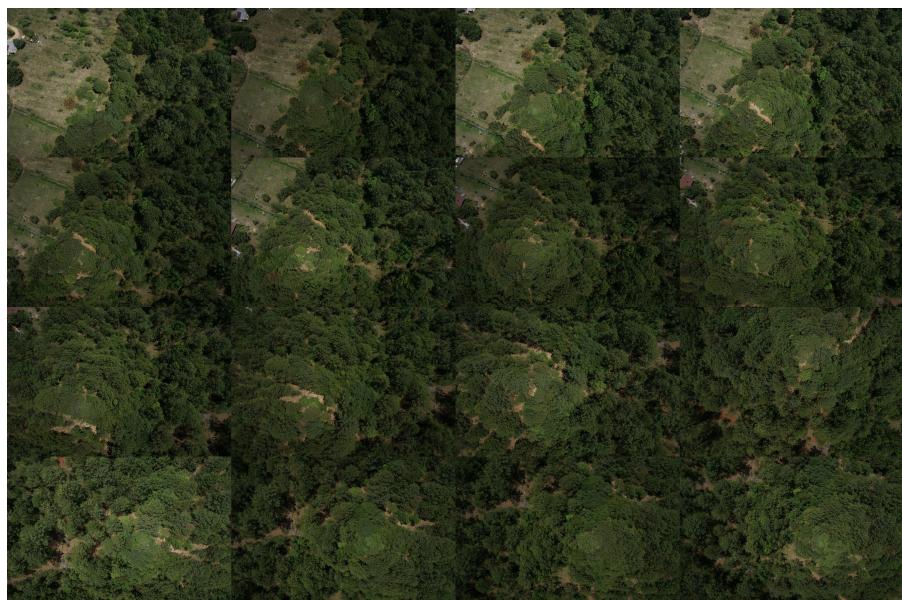
La primera fase en el desarrollo de la solución propuesta sería recolectar muestras de el objeto a identificar por medio del aprendizaje máquina. Si bien es necesario tener una gran cantidad de muestras para que el presente trabajo tenga una perspectiva más amplia de lo que se necesita reconocer, también hay que considerar que se necesita información que contenga la menor cantidad de información no útil dado que esto podría sobreentrenar al modelo que se encargue de la clasificación.

4.2 MUESTRAS RECOLECTADAS

Inicialmente, el doctor Manuel Jiménez proporcionó un repositorio con imágenes alojado en Google Drive que contenía imágenes de las zonas donde se realizó el recorrido del dron, más específicamente *Cilantrillo y Trinidad*.



(a) Ejemplo de muestras de la zona de Cilantrillo



(b) Ejemplo de muestras de la zona de Trinidad

4.2.1 ANÁLISIS DE MUESTRAS

Como se mencionó al inicio de la sección 4.2, es importante recolectar una gran cantidad de muestras para entrenar bien el modelo, por lo que para la zona del Cilantrillo se obtienen 277 muestras y para la zona de Trinidad se obtienen 270 muestras. Esta cantidad de muestras es suficiente para entrenar bien el modelo desarrollado y que sea capaz de reconocer los distintos tipos de árbol, más sin embargo, en cada imagen se puede apreciar información que no es útil y puede sobreentrenar el modelo, perjudicando de forma que este detecte más en concreto, el suelo como un tipo de árbol.

La información de cada muestra es analizada píxel por píxel, por lo que a simple vista se puede percibir la clase de información que contiene cada muestra, pero el analizar cada una de ellas llevaría demasiado tiempo, por lo que, se puede concluir que hay píxeles dentro de ellas que no sean útiles.

En la figura 4.1 se muestra un ejemplo de cómo se verían las muestras que son de utilidad y destacando que el siguiente capítulo define el procedimiento realizado para poder obtener muestras útiles.

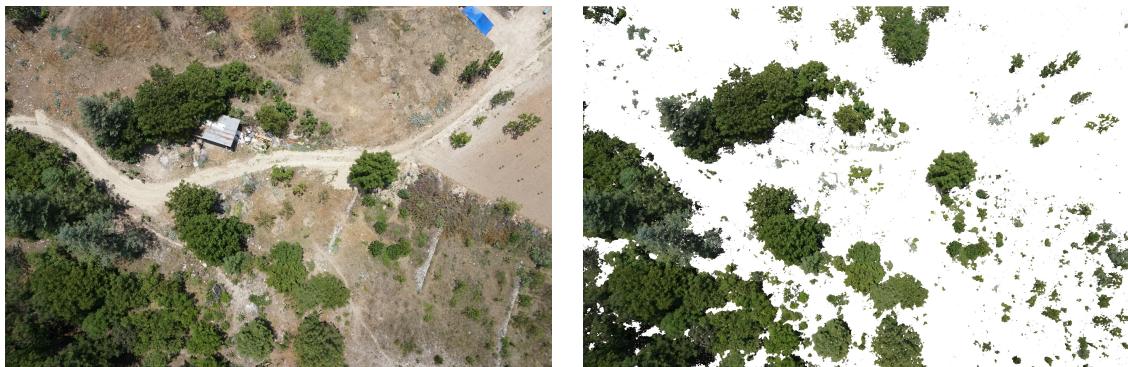


Figura 4.1: Comparación de muestras donde se aprecia una útil de una no útil.

4.2.2 INFORMACIÓN NO ÚTIL

En cada una de las muestras recolectadas está presente el suelo ya que es una imagen capturada por un drone, sin embargo, el suelo forma parte de la información que se necesita remover de las muestras para no sobre entrenar a el modelo de reconocimiento previamente desarrollado.

Para efectos prácticos, se declaran los colores de las especies arbóreas, esto con el fin de decirle a el método propuesto que información no debe remover de las muestras. A su vez se tiene que declarar que la información se reemplaza con píxeles transparentes. Cabe destacar que nuestras imágenes no cuentan con un canal de transparencia, mismo que es necesario para llevar a cabo el método propuesto de reemplazar la información, por lo que se tiene que convertir cada muestra primero, a un formato .png para que la muestra admita este canal. Después se convierte la muestra a un canal RGBA (rojo, verde, azul y transparencia, siglas en inglés).

Una vez que la muestra tenga el canal transparente, se recorren todos los píxeles de la imagen con el fin de encontrar y asignar a una variable, todos los pixeles que no correspondan con los colores de los árboles y posteriormente, descartar estos píxeles con el fin de guardar la muestra con la información útil como se muestra en la figura 4.2.



Figura 4.2: Resultado de remover píxeles

4.3 FASE DE PROCESAMIENTO DE MUESTRAS

Una vez recolectadas las muestras con información relevante, se procede a entrenar a el modelo con esa información para que sea en fases posteriores este sea capaz de entender y clasificar donde estén presentes las especies arbóreas almacenadas en el modelo. La forma de organizar cada muestra para un correcto entrenamiento es mediante la separación de cada especie por su color correspondiente, es decir, separando las especies de color azul en una carpeta, los verdes y los amarillos en su carpeta correspondiente consecuentemente.

4.3.1 RECORTANDO MUESTRAS

Primeramente hay reconocer las secciones o partes de la muestra que son de interés, en este caso, se trabaja con los colores, específicamente los de cada especie de árbol. En todas las muestras, se tienen tres colores: [verde, amarillo, azul]. Estos colores indican que colores tienen una anotación válida para recortar.



Figura 4.3: Muestra con anotaciones

En la figura 4.3 se aprecia que tiene secciones delimitadas por colores, por lo que se recorre la muestra por píxeles hasta encontrar la zona que esté dentro del rango de colores previamente establecido.

La idea de hacer recortes de las anotaciones por colores es de agilizar el procedimiento a la hora de entrenar el modelo con todas las muestras. Cada muestra a su vez, tiene un porcentaje de admisión que permite establecer si la anotación cumple o no con los criterios establecidos.

Ya con las muestras de colores obtenidas, se procede a separar por islas de acuerdo al color que este establecido. Se separa por color verde, amarillo y azul, cada color en una carpeta distinta para tener mayor control de las islas capturadas.



Figura 4.4: Isla separada por color

En la figura 4.4 se aprecian las islas separadas por color, en cada una de estas muestras, se hacen recortes interiores de cada zona recortada para que se procesen de mejor forma por el modelo que se entrena.

Los rectángulos generados por medio de las islas tienen un tamaño fijo de 150 × 150, donde a su vez, cada 25 píxeles, se va buscando rectángulos con un porcentaje de 0.005 píxeles no transparentes.

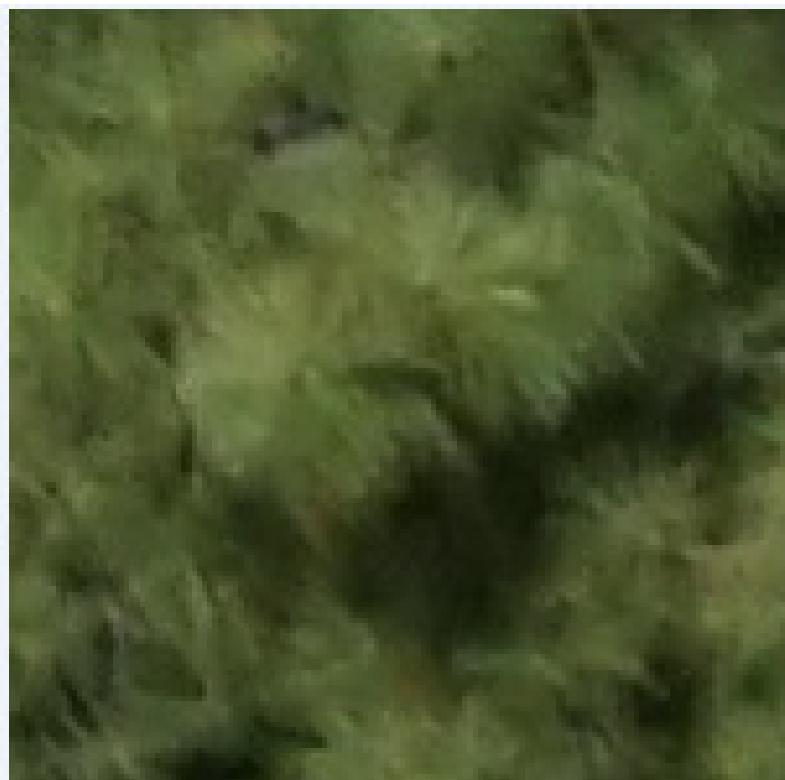


Figura 4.5: Rectángulo del interior de una isla

En la figura 4.5 se puede apreciar uno de los rectángulos generados por medio de una muestra. Estos no sólo se quedan como tal fijos, sino que se rotan en tres orientaciones, 90, 180 y 270, permitiendo que el conjunto de datos generado esté compuesto por distintos ángulos de la muestra y permita tener mejor perspectiva de lo que se utiliza.

CAPÍTULO 5

DESARROLLO DE LA SOLUCIÓN

Recapitulando las fases anteriores, se conoce que a partir de obtener muestras, estas pueden ser procesadas con la finalidad de generar un modelo que permita detectar las especies en una fase posterior haciendo uso del mismo. Sin embargo, es necesario recordar que previo a esta fase, hay algunas fases que intervienen como la fase de recortar por islas y generar los rectángulos que serán utilizados en el modelo, por tanto, la figura 5.1 de la página 27 detalla las fases y su sucesión en el desarrollo de la solución.

La figura 5.1 de la página 27 también permite visualizar las fases posteriores a lo explicado en el capítulo 4, donde se puede percibir que las fases siguientes cobrarían importancia a la hora de visualizar el resultado de todas las fases en conjunto.

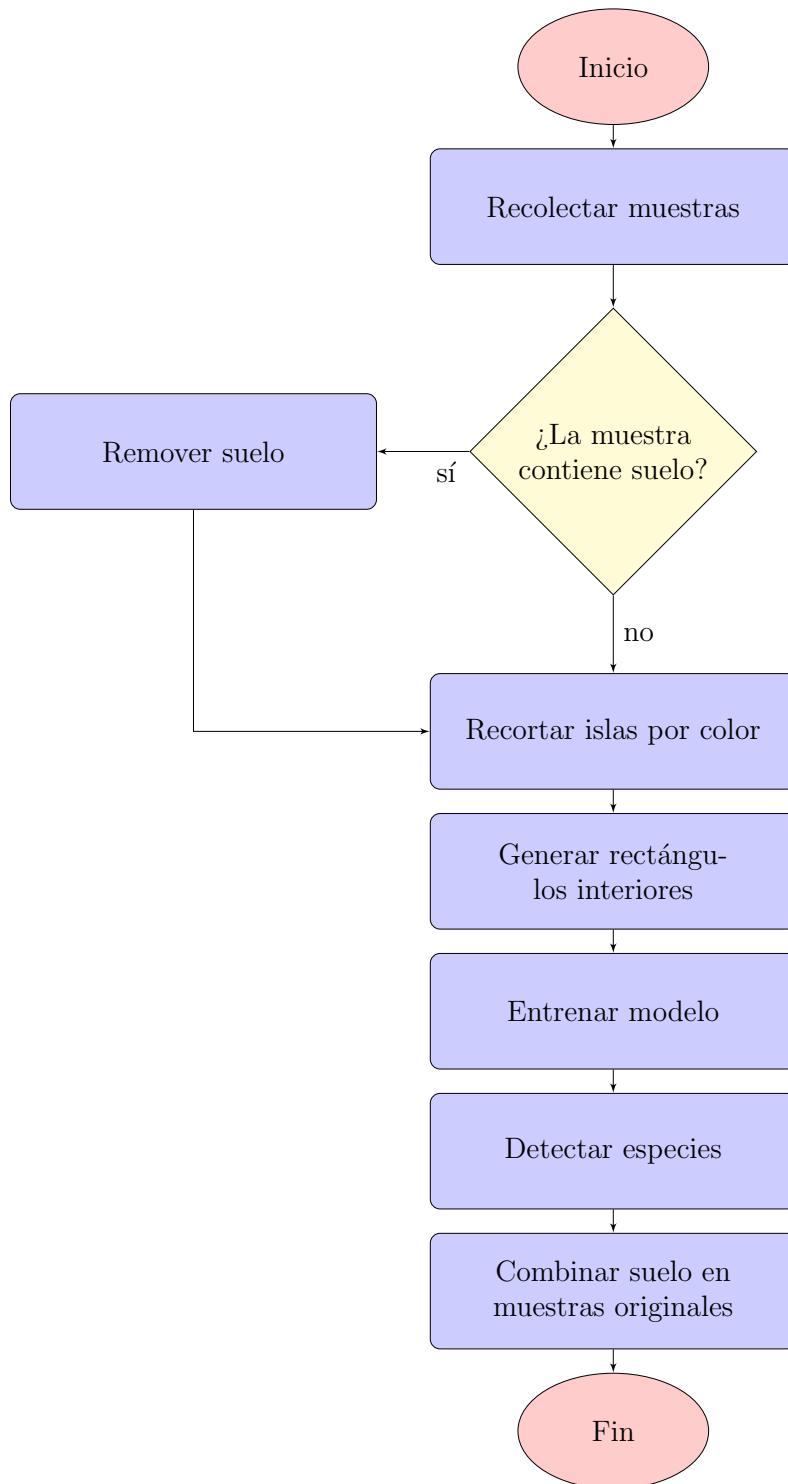


Figura 5.1: Fases del desarrollo de la solución

5.1 FASE DE ENTRENAMIENTO

Originalmente se conocen las distintas especies arbóreas de la colección o conjunto de imágenes, pero al momento de clasificar, el algoritmo encargado de recorrer la carpeta que contiene las muestras útiles necesita conocer que imágenes se van a tomar en cuenta.

Lo primero se determina por medio de un arreglo es el conjunto de carpetas a buscar con los rectángulos que se generan a partir de las muestras recolectadas, es decir, el algoritmo busca en las carpetas: green, blue y yellow.

Código 5.1: Declaración de variables

```
train_labels = [ 'green' , 'blue' , 'yellow' ]  
images_per_class = 114  
global_features = []  
labels = []  
i , j = 0 , 0
```

El fragmento de código 5.1 declara las clases que se utilizan y el tamaño de muestras durante la fase del entrenamiento para posteriormente generar un conjunto que sea de utilidad. En este caso, se declara un tamaño de cinco mil muestras por clase (color) y seguido se recorre el arreglo de carpetas para ir buscando en cada muestra, las características mencionadas en la sección 2.3 donde se mencionan a las características globales.

Código 5.2: Código para entrenar modelo

```
for training_name in train_labels:  
    dire = os.path.join(train_path, training_name)  
    print('processing_directory', dire)  
    start = time.time()  
    k = 1  
    for x in range(1, images_per_class + 1):  
        filename = dire + "/image_" + str(x) + ".png"  
        image = cv2.imread(filename)  
        image = cv2.resize(image, fixed_size)  
        fv_hu_moments = fd_hu_moments(image)  
        fv_haralick = fd_haralick(image)  
        fv_histogram = fd_histogram(image)  
        global_feature = np.hstack([fv_histogram,  
                                    fv_haralick, fv_hu_moments])  
        labels.append(training_name)  
        global_features.append(global_feature)  
        i += 1  
        k += 1  
    j += 1  
end = time.time()  
print('processed_at:', end - start)
```

En el fragmento de código 5.2 se observa que al recorrer las muestras, estas se guardan en un variable local que determina el tamaño de las muestras (`images_per_class`) para posteriormente, utilizarlas al extraer las características globales. Cuando se tiene almacenada la información extraída de las muestras, se añade a un vector de características globales (`features`) en el cual se guarda un conjunto de datos que contiene la información de cada una de las muestras y posteriormente, utilizar este vector de características al momento de clasificar las especies de árbol.

5.2 FASE DE DETECCIÓN

Esta fase es la más importante de todas debido a que se utiliza el modelo generado a partir de la fase de entrenamiento. En esta fase se utilizan las características globales de extracción de características de la sección 2.3 donde se hace uso del modelo clasificador de *bosque aleatorio* (inglés: random forest)¹, donde se establece un valor estimado de árboles por cada muestra donde se vaya a probar el modelo, en la investigación se va a utilizar un valor de 100. Posteriormente se tiene que definir que utilizar la información de los modelos de características utilizadas y las etiquetas de muestras generadas a partir de ello también.

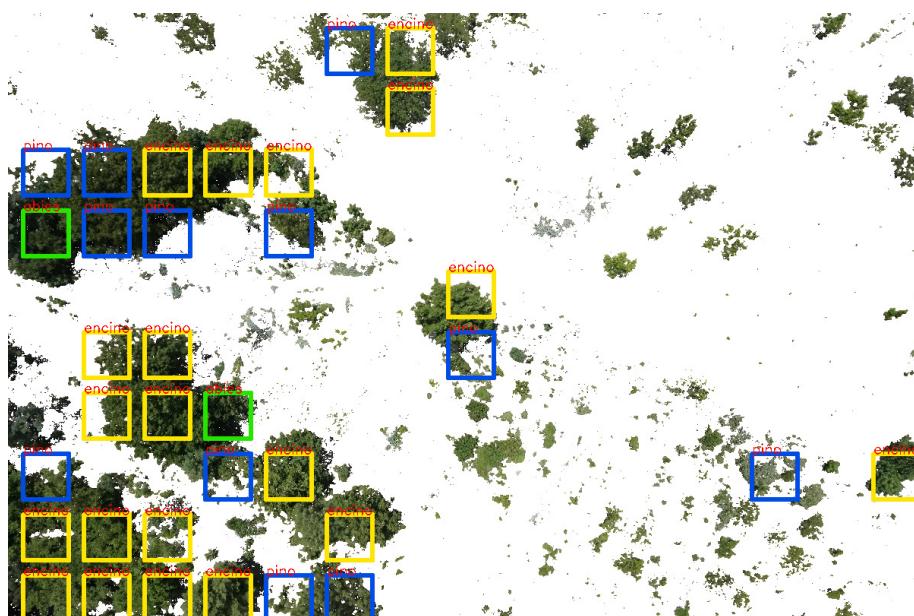


Figura 5.2: Clasificación de especies arbóreas en una muestra

Tal y como se muestra en la figura 5.2 se puede notar como una especie es detectada según su color a lo largo de una muestra, no obstante, se destaca que cada especie también tiene encima de su cuadro un nombre distinto debido a que las especies arbóreas con las que se trabaja son: Abies, Pino y Encino.

¹Clasificador de múltiples decisiones que funciona en conjunto.

5.3 FASE DE COMBINACIÓN

La fase de combinación trabaja indirectamente con las muestras para poder ver los resultados en una muestra con su contenido original. Para realizar una comparación, primero se necesita obtener una muestra del directorio de muestras original donde se pueda apreciar la información no útil en ella, posteriormente se necesita obtener la muestra con las especies arbóreas detectadas en ella (producto de la fase de detección).

El proceso de combinarlas consta en tomar la información del directorio original y asignarlo como base, luego la información de las muestras con las especies detectadas es incrustado encima de la muestra original, se asegura que esta no contenga píxeles transparentes para evitar ensuciar la muestra original.



Figura 5.3: Combinación de detección y una muestra original

Respecto a la figura 5.3 se puede destacar que la muestra original sirve como base y la muestra que contiene las especies arbóreas detectadas como mascara para poder combinar ambas capas. El objetivo de comparar las muestras generadas respecto a una muestra original es que se pueda comparar cuántos árboles de cada especie acertan contra las muestras con anotaciones manuales hechas por los expertos en especies. En la figura 5.3 se muestran también, las instancias otorgadas de rectángulos (green, blue, yellow) que el conjunto de datos determinó que existe alguna especie en el rectángulo insertado sobre la muestra.

En la figura 5.4 determina la diferencia entre una anotación realizada por el aprendizaje máquina a partir del modelo de datos previamente generado y la muestra con anotación hecha por un experto en el tema.

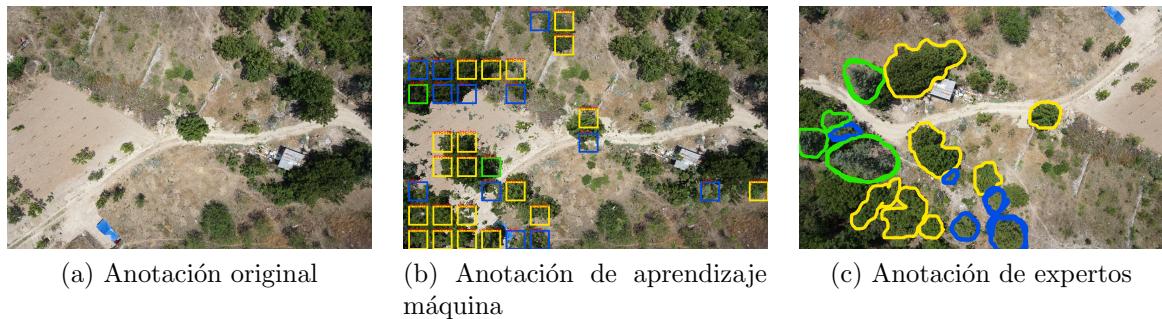


Figura 5.4: Comparación de anotaciones hechas por el aprendizaje máquina y expertos.

En la figura 5.4 (b) las anotaciones generadas a partir del aprendizaje máquina, por otra parte, la figura 5.4(c) muestra las anotaciones realizadas por los expertos determinan que en la figura de color marcada existe una especie.

CAPÍTULO 6

EXPERIMENTOS

Después de clasificar todas las muestras que pasan por las fases de entrenamiento, detección y combinación, se puede obtener un resultado preliminar que indica cuántos árboles de cada especie son detectados en la fase de detección.

Sin embargo, para lograr obtener un experimento hay que diseñar algunas pruebas para comprobar los resultados del modelo generado. En algunas situaciones si se modifica un parámetro es posible que el resultado no sea el esperado, por tanto, se tiene que jugar con los valores que les asignen a los parámetros para poder determinar si el resultado es o no el esperado en cuestión. En esta sección se tratan los resultados obtenidos a lo largo de desarrollar algunos experimentos que permitan determinar si la solución propuesta cumple con el objetivo de desarrollar un inventario forestal de forma eficiente.

6.1 DISEÑO EXPERIMENTAL

El analizar una muestra que haya pasado por la fase de combinación puede evaluar si los parámetros seleccionados dan un resultado favorable o si estos podrían mejorar cambiando alguno de ellos, sin embargo, es experimentando como se puede determinar si es posible mejorar el resultado obtenido.

Ya sea reduciendo, aumentando o simplemente tanteando el valor de un parámetro libre, es como se puede producir un resultado que posteriormente se pueda estudiar y analizar sus diferencias con otros experimentos aplicados sobre las muestras generadas, esto con el fin de establecer una combinación que maximice la precisión de la solución desarrollada.

Misma cantidad de especies por tamaño de clase. El número de especies por tamaño de clase determinará que tantas imágenes podrán ser consideradas por el modelo a la hora de hacer el entrenamiento, por lo que dependiendo de este, el modelo puede tener una mejor o peor predicción en la fase de detección.

Cantidad total de especies por tamaño de clase. Debido a que no todas las especies de árboles generan la misma cantidad de muestras, se van a utilizar las muestras totales de cada clase para determinar si esto repercute de forma positiva en el desarrollo de este experimento.

Misma cantidad de especies utilizando espejos de muestras. En el experimento de cantidad total de especies por tamaño de clase, se utilizaban la cantidad total de muestra generadas para cada clase, sin embargo, el impacto que pueda tener la misma cantidad de especies para cada clase considerando la especie que obtuvo más muestras generadas (pino con 8859 muestras) puede repercutir de cierta manera en que también se haga una mejor detección de esta, es por esta razón que se van a utilizar reflejos de las clases que tengan

una cantidad de muestras menor a la de pino para completar esas especies faltantes.

Umbralización. En la umbralización se considera la porción de píxeles admitidos al momento de generar los rectángulos que posteriormente serán utilizados durante la fase de entrenamiento del modelo de la solución propuesta, por tanto, se comparan tres niveles distintos de umbral (0.15 %, 0.25 %, 0.50 %) para comparar el que mejor resultados proporciona, mismo que servirá para definir el umbral ideal en otros experimentos.

Límite de píxeles ausentes. El límite de píxeles ausentes determina que a menor número de píxeles ausentes, detectará menos especies arbóreas. Este límite debe ser un valor considerable debido a que si se utiliza un valor bastante alto puede detectar zonas que no corresponden a una especie arbórea correcta, en caso contrario, detectaría una menor cantidad de especies en las muestras. En este caso, se van a utilizar tres porcentajes de píxeles ausentes (0.75 %, 0.80 % y 0.85 %).

6.2 RESULTADOS

Establecidos los experimentos que se van a realizar, se reporta los resultados obtenidos en el transcurso de las pruebas del capítulo 6.1 donde explica en que consiste cada una de ellas.

6.2.1 EXPERIMENTO A: MISMA CANTIDAD DE ESPECIES POR CLASE

En este experimento se probaran 5592 muestras por clase (abies, encino y pino) para tener un estándar de muestras obtenidas.

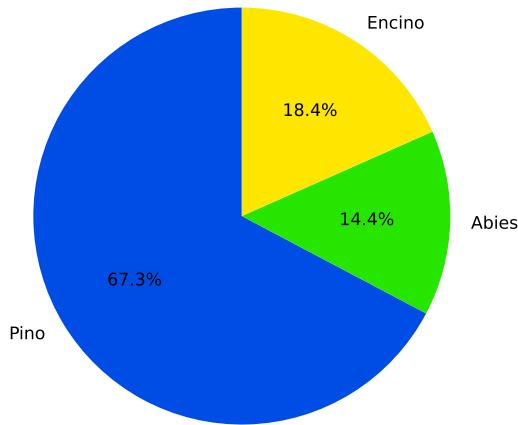


Figura 6.1: Porcentaje de especies por clase

La figura 6.1 muestra la cantidad de especies detectadas a lo largo de la fase de detección, a simple vista se aprecia que el porcentaje de pino da a entender que esa especie es predominante en las zonas del Cilantrillo y Trinidad. Posteriormente los números de la especie abies y encino muestran en su respectivo orden que tan predominantes son, siendo claramente 4% mayor encino.

6.2.2 EXPERIMENTO *B*: CANTIDAD TOTAL DE ESPECIES POR TAMAÑO DE CLASE

Este experimento obtiene el tamaño de cada clase, siendo que cada clase (`encino`: 5592 muestras, `abies`: 7647 muestras y `pino`: 8859 muestras), para generar el modelo de la solución propuesta el cual se prueba para ver si mejora el desempeño de la solución desarrollada.

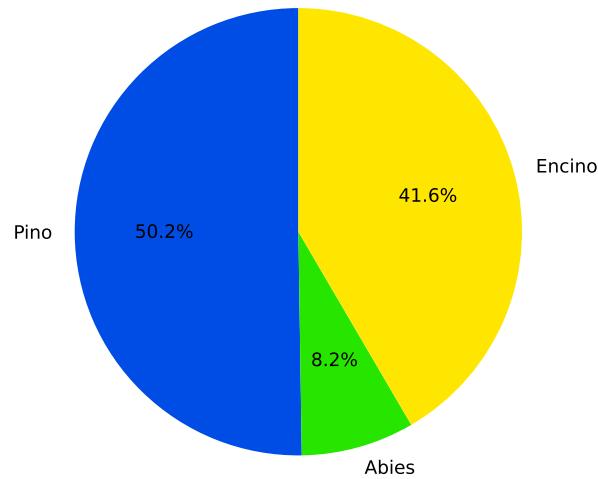


Figura 6.2: Porcentaje de especies totales por clase

6.2.3 EXPERIMENTO C: MISMA CANTIDAD DE ESPECIES UTILIZANDO ESPEJOS DE MUESTRAS

Dado que cada clase de arbórea tiene un tamaño distinto, pino con 8859 muestras, rebasa en muestras a las clases de abies y encino, por tanto, el experimento va a generar espejos de muestras de árboles en las clases que no cuentan con un tamaño de 8859 muestras, esto va a permitir tener la misma cantidad de muestras en todas las especies de árboles.

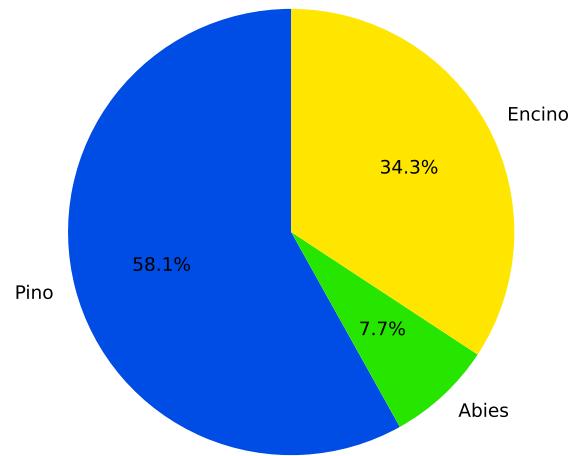


Figura 6.3: Porcentaje de mismas especies por clase

6.2.4 EXPERIMENTO D: UMBRALIZACIÓN

En este experimento se prueban tres combinaciones distintas por cada clase (0.15 %, 0.25 % y 0.50 %), generando 27 posibles para cada especie de árboles, esto con el fin de determinar umbral con mejor desempeño y pueda determinar un umbral eficiente otros experimentos para obtener un mejor resultado en la solución propuesta. Este experimento sirve para determinar también, el umbral que servirá como base para experimentos que tengan que utilizar un nivel de umbral eficiente determinado a partir de este.

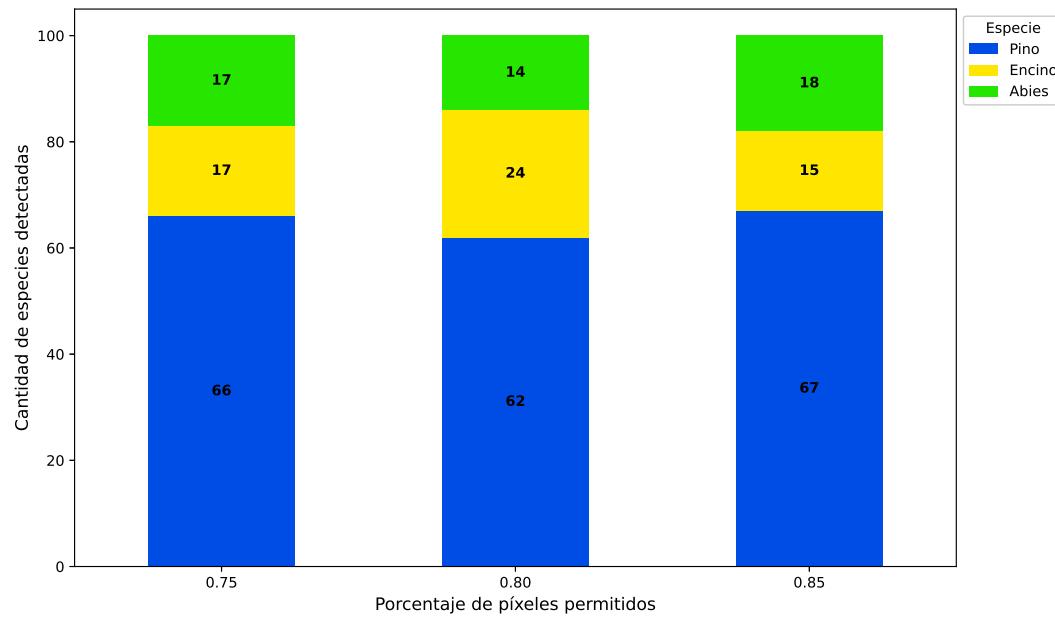


Figura 6.4: Comparación de umbralización

6.2.5 EXPERIMENTO E: PÍXELES PERMITIDOS

Para este experimento se van a utilizar tres distintos valores de píxeles permitidos (0.75 %, 0.80 % y 0.85 %) donde se va a utilizar el umbral con mejor desempeño obtenido por el experimento de umbralización (0.50 %) el cual sera puesto a prueba en cada iteración con la que se utilice un nuevo valor de píxeles permitidos. Para esta prueba se recolecta un subconjunto de muestras para agilizar el proceso de resultados, tomando únicamente una tercera parte de las muestras totales.

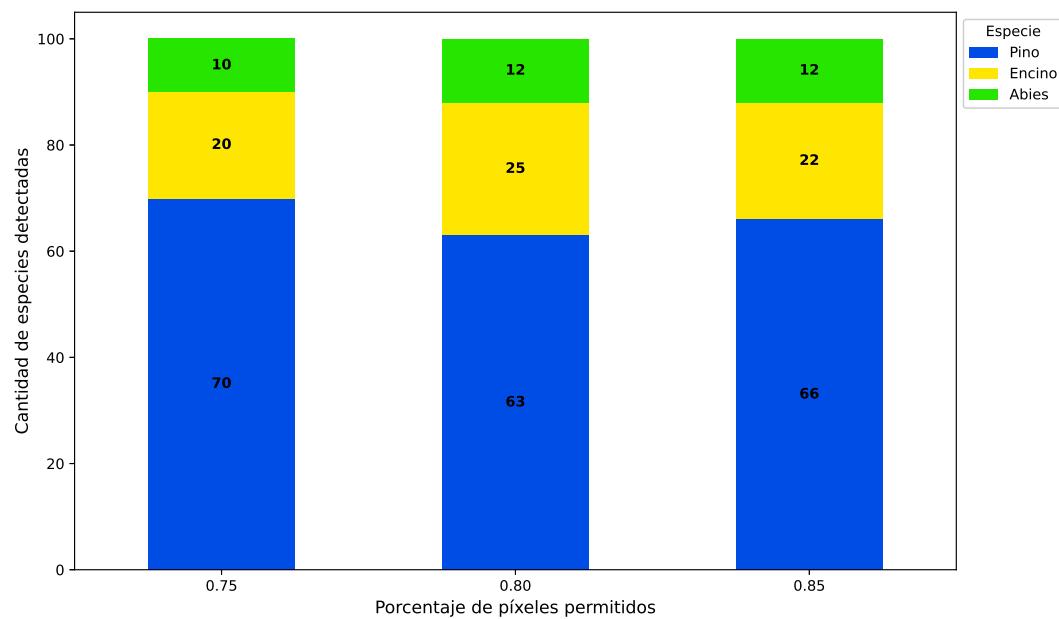


Figura 6.5: Comparación de píxeles permitidos

6.3 DISCUSIÓN

Todos los experimentos son ejecutados en una laptop con las especificaciones del cuadro 6.1.

Cuadro 6.1: Especificaciones técnicas del equipo de cómputo

Sistema Operativo	Windows 10 64 bits
Procesador	Intel Core i5-7300HQ
RAM	8 GB RAM DDR4 2133 MHz

El tiempo que tardan en procesarse las muestras ejecutando los experimentos varían en relación con el procesamiento de la imagen. Esto ocurre debido a que si la muestra es demasiado grande, el tiempo de procesado es mayor por la cantidad de píxeles a remover y reemplazar.

En el experimento *A* (misma cantidad de especies por clase), Pino es claramente un especie predominante, con 35273 muestras (véase la figura 6.1) un resultado bastante superior al de las otras especies arbóreas. En esta prueba también se consideran la clase con mayor número de muestras considerando que se debe tener un tamaño de muestras iguales para cada una de las clases. Como dato adicional, el experimento se completa en 18 horas.

En el experimento *B* (cantidad total de especies por tamaño de clase) se aprecia que si afecta bastante fijar el tamaño de cada clase, en la figura 6.2 de la página 37 es posible diferenciar que la especie pino ya no es tan predominante como lo era en un experimento con un valor fijo, sin embargo, pese a que encino tomo un porcentaje mayor de especies detectadas, abies sigue siendo la especie menos predominante.

En contra parte, el experimento *C* (misma cantidad de especies utilizando espejos de muestras) hace uso de la especie de árbol que mayor tiene muestras (pino con 8859 muestras) para determinar el valor que deben tener las demás especies arbóreas, sin embargo, si se hace una comparación con el experimento de misma cantidad de especies por clase del capítulo 6.2.1, la diferencia con la especie pre-

dominante es poca, mismo caso para las especies con menos porcentaje de especies detectadas. Debido a esto, se entiende que tener un tamaño fijo de especies y un valor total de cada especie si impacta en el experimento.

En el experimento *D* (umbralización) únicamente se toman en cuenta la cantidad de especies detectadas por porcentaje de píxeles permitidos, el experimento más equilibrado fue el de utilizar 0.50 % de píxeles permitidos, debido a que otorga un mejor rendimiento entre todas las muestras. Este porcentaje es utilizado como umbral para la generación del modelo que sirve como base para probar y detectar las especies en las muestras útiles como la de la figura 4.1 (b) página 21.

Finalmente para el experimento de *E* (píxeles permitidos), se hace uso del modelo generado a partir de las muestras con el mejor umbral probado, donde se hace una comparación de las especies detectas por porcentaje de píxeles de permitidos mostrado en la figura 6.5 de la página 40, donde se aprecia que el experimento con 85 % de pixeles permitidos es el que otorga mayor cantidad de especies arbóreas siendo ligeramente superior al experimento al experimento con 80 % de píxeles permitidos.

Respecto a la hipótesis que se plantea, se busca como objetivo particular el optimizar tiempos y costos de generar el inventario forestal por técnicas generadas por procesamiento de imágenes, en cuanto a tiempos definitivamente ahorrara en términos de duración si se consideran los tiempos de procesamiento y recolección de muestras, esto debido a que con un conjunto de datos relativamente grande, se puede obtener una solución en menos de tres días; en el apartado económico se puede considerar que esta técnica reduce muchos gastos en relación a equipos de trabajo, gastos en viajes a zonas particulares, etc. En cuanto a la parte de los objetivos, se cumplieron tanto el objetivo general que era generar un inventario forestal, así como los objetivos específicos, que abarcan desde la generación del conjunto de muestras hasta la parte de la prueba utilizando un modelo para detectar las especies.

CAPÍTULO 7

CONCLUSIONES

Este capítulo describe la tesis a partir de la manera que cumple los objetivos generales y específicos para determinar si la hipótesis se comprueba, trata también del porque se realizó la tesis, porque se realizó un inventario forestal utilizando la visión computacional y el aprendizaje máquina, además de cómo se evaluó el funcionamiento de la solución propuesta.

El objetivo de desarrollar el inventario forestal por medio de la visión computacional, fue para que se puedan analizar las muestras que se utilicen en la solución propuesta por medio del aprendizaje máquina, que esta aprenda, lea, analice y por último, sea posible etiquetar y contar las especies detectadas a lo largo de una zona forestal. No obstante, dependerá en gran medida de los parámetros utilizados el alcance que tenga la ejecución de la solución, para efectos prácticos, en desarrollo de la tesis sugiere utilizar algunos valores con buen resultado tanto para el umbral adaptativo así como para los píxeles admitidos por muestra analizada.

7.1 CONTRIBUCIONES

La solución propuesta surgió a partir de un problema de clasificación de flores [8], donde originalmente solamente se utilizaban muestras de flores para determinar un tipo individual de flora pero gracias a la base, se modificó el planteamiento para utilizarlo en un entorno distinto al original. En este caso, utilizarlo para generar inventarios forestales donde una muestra de una zona forestal, es recortada por colores para posteriormente y almacenada en una carpeta que corresponde al color detectado de la especie arbórea. Posteriormente en cada carpeta de la especie detectada, hace un análisis de la información de la muestra para generar un modelo o conjunto de datos que sirve para almacenar la información general de todas las muestras y sirva como base para detectar especies arbóreas en las muestras originales.

Las muestras son generadas utilizando parámetros del mejor umbral obtenido y que permitan detectar la mayor cantidad de especies, estos valores son obtenidos a través de distintos experimentos jugando con valores de umbralización y los píxeles permitidos por cada muestra. Para obtener los valores, los experimentos como la umbralización y píxeles permitidos del capítulo 6, reflejan en las figuras 6.4 y 6.5 que porcentajes obtienen la mayor cantidad de especies de árboles en cada experimento, lo cual sirve para tener un criterio de que valores son útiles para la solución propuesta.

El software desarrollado se realizó con el aprendizaje máquina y la visión computacional como innovación a las técnicas ya existentes para generar inventarios forestales, no obstante, el software desarrollado también genera una solución eficiente que pueda ahorrar tiempos y costos en comparación a las técnicas tradicionales. Los métodos tradicionales son bastante costos y tardados por la complejidad de recolectar muestras además de lo que implica viajar con un equipo profesional a las zonas forestales. Por tal, la solución propone reducir tiempos y automatizar tareas de la generación de inventarios forestales utilizando el procesamiento de imágenes y la clasificación de muestras a partir de la visión computacional.

Esta solución además, está desarrollada con el lenguaje Python en su versión 3, la cual no requiere de muchos recursos para ejecutarse, sin embargo, la ejecución y el tiempo de resultados dependerá en gran medida del equipo en que se ejecute. Esto último puede que no sea una limitante debido a que las computadoras actuales ya son bastante eficientes para ejecutar software que requieran especificaciones técnicas muy exageradas, sin embargo, esto último si es un factor a considerar en cuanto al tiempo de procesamiento para garantizar que esta pueda ser ejecutada sin muchos inconvenientes.

En cuanto a la parte técnica de la solución, el software desarrollado se apoya de bibliotecas de la figura 7.1, mismas que están documentadas por versión en el repositorio donde se alojan los scripts utilizados para la generación del inventario forestal y la tesis escrita [12].

Cuadro 7.1: Bibliotecas utilizadas en el software desarrollado

Biblioteca	Versión
Scikit	0.23.2
OpenCV	4.4.0
Scipy	1.5.2
Pillow	7.2.0
Numpy	1.19.1

7.2 TRABAJO A FUTURO

La solución propuesta en la tesis no está sujeta a un objetivo en particular, como es descrito en la sección 7.1, por lo que bien podría tomar otro objetivo si así se requiere. La visión computacional tiene tantas aplicaciones que limitarla a un objetivo sería desperdiciar su potencial, por lo que el objetivo que tome, debe ser enfocado a utilizarse con propósitos de automatizar algún procedimiento manual o que implique el análisis abstracto de imágenes por medio de la visión. No obstante, esta solución, aunque es eficiente, puede ser mejorada si se encuentran mejores métodos para encontrar parámetros exactos en relación a los umbrales, tamaño de imágenes y una arquitectura de la solución que pueda aprovechar todos los recursos de la computadora para generar lo más rápido posible, un resultado.

En general, también podrían reducirse algunos procesos e ir recopilando cada el resultado de cada fase para aumentar la productividad del algoritmo e ir generando secuencialmente la solución que se vaya a implementar.

Otra de las cosas que se podría estudiar de mejor forma, sería la robustez de la solución propuesta, esto con apoyo de la recolección de más muestras, capturar muestras en distintas fechas y utilizar distintas alturas en vuelos para obtener una mejor perspectiva de la zona forestal que se va analizar.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] AGUILAR, F., A. NEMMAOUI y A. ROMEO (2019), «Fusión de nubes de puntos de escáner láser terrestre y fotogrametría aérea basada en imágenes de drones para el inventario de bosques mediterráneos», *Dyna (Bilbao)*, págs. 131–136.
- [2] ARÉVALO, J., L. DE NASCIMENTO, S. FERNÁNDEZ-LUGO, J. MATA y L. BERMEJO (2011), «Grazing effects on species composition in different vegetation types (La Palma, Canary Islands)», *Acta Oecologica*, **37**(3), págs. 230–238.
- [3] BOSQUET, B., M. MUCIENTES y V. M. BREA (2020), «STDnet: Exploiting high resolution feature maps for small object detection», *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, **91**, pág. 103 615.
- [4] GONZALEZ, R. C. (1987), *Digital Image Processing*, ISBN: 0201110261.
- [5] GUO, Y., Z.-Y. LI, E.-X. CHEN y X. ZHANG (2011), «The study of parallel KNN in the identification of forest type based on multi-spectral data», en *2011 International Conference on Computer Science and Service System (CSSS)*, IEEE, págs. 4113–4115.
- [6] HARALICK, R. M., K. SHANMUGAM y I. H. DINSTEIN (1973), «Textural features for image classification», *IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics*, (6), págs. 610–621.
- [7] HUA, X., X. WANG, T. RUI, H. ZHANG y D. WANG (2020), «A fast self-

- attention cascaded network for object detection in large scene remote sensing images», *Applied Soft Computing*, **94**, pág. 106 495.
- [8] ILANGO, G. (2017), «Image Classification using Python and Scikit-learn», URL <https://gogul.dev/software/image-classification-python>.
- [9] MALLEUX ORJEDA, J. (1982), «Inventarios forestales en bosques tropicales», *Lima: Universidad Nacional Agraria*.
- [10] NIÑO, M. y A. ILLARAMENDI (2015), «Entendiendo el big data: antecedentes, origen y desarrollo posterior», *DYNA New Technologies*, **2**(1).
- [11] PELZ, D. R. (1977), «Simulation models of forest resource management», *Informe técnico*, Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE).
- [12] RAMÍREZ, J. A. (2020), «Inventarios forestales a través del procesamiento de imágenes», URL <https://github.com/arcantu97/Tesis-Arboles>.
- [13] RINCÓN, F. D. Y., R. E. H. GARCÍA, N. L. RAMÍREZ, D. F. SERRATO, J. M. C. GARCÍA, X. FREDDY y G. LASSO (2015), «Evaluación de tres productos de sensores remotos para la actualización de inventarios de árboles urbanos», *Universidad Autónoma de Ciudad Juárez (UACJ)*.
- [14] SHEN, L., M. YAN, G. WU y X. SU (2020), «Individual Tree Location Detection by High-Resolution RGB Satellite Imagery in Urban Area», en *Proceedings of the 2020 International Conference on Computing, Networks and Internet of Things*, págs. 139–143.
- [15] SUCAR, L. E. y G. GÓMEZ (2011), «Visión computacional», *Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica. México*, **2**(1).
- [16] VAZQUEZ, J. y C. LUNA (2006), *Umbral adaptativo para la detección de objetos en movimiento usando visión computacional*, ISBN: 8481029645.

- [17] YAHYA, Y. y R. ISMAIL (2017), «Computer simulation of tree mapping approach to project the future growth of forest», en *Proceedings of the 11th International Conference on Ubiquitous Information Management and Communication*, págs. 1–7.

RESUMEN AUTOBIOGRÁFICO

José Angel Ramírez Cantú

Candidato para obtener el grado de
Ingeniería en Tecnología de Software

Universidad Autónoma de Nuevo León
Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica

Tesis:

**INVENTARIO FORESTAL A TRAVÉS DE PROCESAMIENTO DE
IMÁGENES**

Nací el 26 de Febrero de 1997, en la ciudad de Monterrey, Nuevo León, soy el menor de tres hijos de José Angel Ramírez Gallegos y Bertha Alicia Cantú Tamez. Actualmente trabajo como Android Developer en Linkaform, sin embargo, me apasiona trabajar en proyectos de Inteligencia Artificial y Visión Computacional, siendo estas dos últimas, el propósito de mi trabajo de tesis para el grado de Ingeniero en Tecnologías de Software.



Angel R. <arcantu97@gmail.com>

Correcciones tesis

2 mensajes

Sara E. Garza <saraelena@gmail.com>

Para: Elisa Schaeffer <elisa.schaeffer@gmail.com>, Angel Ramírez Cantú <arcantu97@gmail.com>

20 de noviembre de 2020, 13:18

Hola a todos. A continuación les hago llegar las correcciones de la tesis de Ángel. Creo que la tesis está muy bien hecha, pero tengo algunas observaciones. Las pueden revisar y dependiendo del tiempo hacen las que se pueda.

Saludos,
Sara E. Garza

2 adjuntos

2020_tesis_angel.pdf
19367K

correcciones_angel.pdf
139K

Angel R. <arcantu97@gmail.com>

Para: "Sara E. Garza" <saraelena@gmail.com>

20 de noviembre de 2020, 13:59

Buenas tardes doctora Sara Elena, confirmo de recibido y estaré corrigiendo las observaciones que hizo para mas tardar las últimas semanas del semestre. Agradezco que se haya tomado el tiempo de leer la tesis, le mando un cordial saludo.
[El texto citado está oculto]

Inventario forestal a través de procesamiento de imágenes

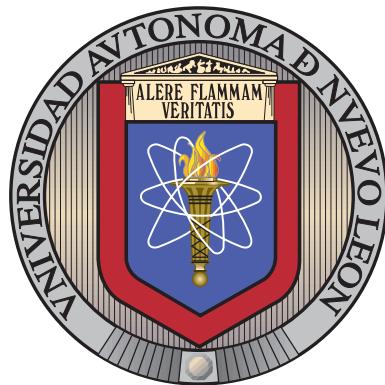
Correcciones

Creo que la tesis es muy interesante y está muy bien hecha. Sin embargo, tengo algunas observaciones que presento a continuación (traté de acomodarlas de la más a la menos importante).

1. No entendí los experimentos. En primer lugar, creo que es importante hacer clara la diferencia entre “muestra”, “especie” y “clase”. De hecho, no sé si en algún punto quisiste decir “clase esperada” y “clase obtenida”. También me quedó la duda de por qué no se obtuvieron métricas clásicas, tales como precisión, exhaustividad y la medida F. Otra duda que me quedó es con respecto a los porcentajes, pues me parecen valores muy bajos. ¿Es 0.5%, o 0.5, o 50%? Por favor aclara, pues hay mucha diferencia. En resumen: en cuanto a este punto, solamente creo que es importante explicar bien los experimentos que hiciste.
2. La hipótesis y el objetivo deben ir alineados con lo que se realizó y probó. En ese sentido, no considero que se haya cumplido con el objetivo planteado ni que se haya comprobado la hipótesis. Por una parte, la hipótesis habla sobre reducir tiempos y optimizar costos. Aunque sabemos que el programa va encaminado a esto, no hay una comprobación formal—ni siquiera una comparación. Por otro lado, el objetivo general habla también de reducir tiempos, y no se registra en la tesis cuánto tiempo lleva—aunque sea en promedio—el proceso de llevar a cabo un inventario de manera manual. Es por esta razón que sugiero modificar ambos la hipótesis y el objetivo para que sean más aterrizados a lo que se realizó. Favor de consultar esto con tu asesora para ver opciones.
3. En la tesis se repite una cantidad considerable de veces el término “inventario forestal”. Sin embargo, aunque este término pudiera parecer intuitivo, no se define sino hasta las conclusiones. Favor de colocar la definición antes de que el término comience a usarse, para que los lectores comprendan exactamente a qué te refieres y no haya confusión.
4. Creo que también deberían abordarse los temas de *aprendizaje máquina* y *clasificación* en el capítulo de Antecedentes, aunque sea algo corto.
5. ¿Por qué no se describen todos los trabajos mencionados en el Cuadro 3.1?
6. Creo que al menos deberías agregar otras seis referencias a tu tesis.
7. En algunas partes de la tesis mencionas el concepto “técnicas tradicionales”. ¿A qué te refieres exactamente?
8. El tamaño de letra en las gráficas de los resultados es muy pequeño.
9. Favor de comenzar los objetivos con un verbo en infinitivo: “Generar un algoritmo que extraiga información...”, “Generar un algoritmo capaz de...”.

10. Favor de corregir las faltas de ortografía y redacción marcadas en el documento con color amarillo.
11. En la figura 1.2, me parece que está equivocado. Debería decir “Cilantrillo”.
12. El término “mas sin embargo” es un pleonasmo (redundancia). Favor de corregirlo. O escoges “mas” (sin acento) o escoges “sin embargo”.
13. Hay muchos párrafos que son de un solo enunciado. Cada párrafo debe contener (1) el enunciado con la idea principal y (2) varios enunciados de soporte. Los enunciados de soporte apoyan la idea principal, mientras que la idea principal es el eje o centro del párrafo.
14. Muchas veces utilizas la coma como si fuera un punto, o un punto y coma (;). Esto no debe ser así, y desgraciadamente se repite en muchos lugares en la tesis. La coma no es para separar ideas (cláusulas independientes), solo para separar frases (cláusulas dependientes). Por eso también tienes párrafos de un solo enunciado. Hay que corregir esto.
15. No se explica lo de los colores (azul, amarillo, etc.) antes de utilizarse.
16. Cambiar “tanteando” por “aproximando”.
17. Cambiar “jugar” por “probar”.
18. No puedes decir que usas algo óptimo si solamente hiciste algunas pruebas, como en el caso de tus experimentos. Tener cuidado con este tipo de aseveraciones.
19. ¿En qué te basas para decir que tu solución es eficiente? No muestras ningún análisis de complejidad computacional que lo sustente. Tener cuidado con este tipo de aseveraciones.

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN
FACULTAD DE INGENIERÍA MECÁNICA Y ELÉCTRICA
SUBDIRECCIÓN ACADÉMICA



INVENTARIO FORESTAL A TRAVÉS DE
PROCESAMIENTO DE IMÁGENES

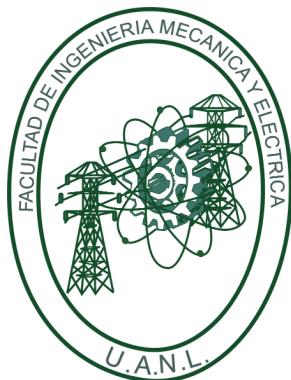
POR

JOSÉ ANGEL RAMÍREZ CANTÚ

COMO REQUISITO PARCIAL PARA OBTENER EL GRADO DE
INGENIERÍA EN TECNOLOGÍA DE SOFTWARE

FEBRERO 2021

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN
FACULTAD DE INGENIERÍA MECÁNICA Y ELÉCTRICA
SUBDIRECCIÓN ACADÉMICA



INVENTARIO FORESTAL A TRAVÉS DE
PROCESAMIENTO DE IMÁGENES

POR

JOSÉ ANGEL RAMÍREZ CANTÚ

COMO REQUISITO PARCIAL PARA OBTENER EL GRADO DE
INGENIERÍA EN TECNOLOGÍA DE SOFTWARE

FEBRERO 2021

Universidad Autónoma de Nuevo León
Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica
Subdirección Académica

Los miembros del Comité de Tesis recomendamos que la Tesis «Inventario Forestal a través de procesamiento de imágenes», realizada por el alumno José Angel Ramírez Cantú, con número de matrícula 1628685, sea aceptada para su defensa como requisito parcial para obtener el grado de Ingeniería en Tecnología de Software.

El Comité de Tesis

Dra. Satu Elisa Schaeffer

Asesora

Dra. Sara Elena Garza Villarreal

Revisora

Dra. Sara Verónica Rodríguez Sánchez

Revisora

Vo. Bo.

Dr. Fernando Banda Muñoz

Subdirección Académica

ÍNDICE GENERAL

Agradecimientos	x
Resumen	xii
1. Introducción	1
1.1. Motivación	3
1.2. Hipótesis	3
1.3. Objetivos	3
1.3.1. Objetivo general	3
1.3.2. Objetivos específicos	4
1.4. Estructura	5
2. Antecedentes	6
2.1. Antecedentes históricos	7
2.2. Descriptores de características globales	8
2.2.1. Color	8
2.2.2. Forma	9

2.2.3. Textura	10
2.3. Descriptores de características locales	11
2.4. Uso de los descriptores	12
3. Estado del arte	13
3.1. Investigaciones relacionadas	13
3.2. Comparación de trabajos	15
3.2.1. Comparaciones	16
3.2.2. Áreas de oportunidad	17
4. Solución propuesta	19
4.1. Fase de recolección de muestras	19
4.2. Muestras recolectadas	20
4.2.1. Análisis de muestras	21
4.2.2. Información no útil	22
4.3. Fase de procesamiento de muestras	23
4.3.1. Recortando muestras	23
5. Desarrollo de la solución	26
5.1. Fase de entrenamiento	28
5.2. Fase de detección	30
5.3. Fase de combinación	31

6. Experimentos	33
6.1. Diseño experimental	34
6.2. Resultados	36
6.2.1. Misma cantidad de especies por clase	36
6.2.2. Cantidad total de especies por tamaño de clase	37
6.2.3. Misma cantidad de especies utilizando espejos de muestras . .	38
6.2.4. Umbralización	39
6.2.5. Píxeles permitidos	40
6.3. Discusión	41
7. Conclusiones	43
7.1. Contribuciones	44
7.2. Trabajo a futuro	46

ÍNDICE DE FIGURAS

1.1.	Mapa de Trinidad	2
1.2.	Mapa de Cilantrillo	2
2.1.	Histograma de color	8
2.2.	Formas de cada especie arbórea.	9
2.3.	Comparación de texturas.	10
4.1.	Comparación de muestras	21
4.2.	Resultado de remover píxeles	22
4.3.	Muestra con anotaciones	23
4.4.	Isla separada por color	24
4.5.	Rectángulo del interior de una isla	25
5.1.	Fases del desarrollo de la solución	27
5.2.	Clasificación de especies arbóreas en una muestra	30
5.3.	Combinación de detección y una muestra original	31
5.4.	Comparación de anotaciones	32

6.1. Porcentaje de especies por clase	36
6.2. Porcentaje de especies totales por clase	37
6.3. Porcentaje de mismas especies por clase	38
6.4. Comparación de umbralización	39
6.5. Comparación de píxeles permitidos	40

ÍNDICE DE TABLAS

3.1. Comparación de trabajos frente al desarrollado. Donde ✓ indica que cumple con esta característica y ✗ no cumple con esta característica.	16
6.1. Especificaciones técnicas del equipo de cómputo	41
7.1. Bibliotecas utilizadas en el software desarrollado	45

AGRADECIMIENTOS

Quiero agradecer a la Dra. Elisa, por el apoyo, el conocimiento y el tiempo que invirtió durante el desarrollo de mi tesis para poder hacer una gran investigación. Al Dr. Manuel Jiménez, por el material brindado además de los aportes que hizo para complementar la tesis y al Fondo Sectorial de Investigación Ambiental SEMARNAT-CONACYT con No. de proyecto 263080.

A mis padres, José Angel y Bertha Alicia, quienes siempre me motivaron a seguir adelante y son el motor de mi vida. A mis hermanas y sobrinos por su gran apoyo en todo momento, a mis abuelos Sara y José Reyes que siempre me motivaron a crecer como persona y alcanzar la meta de superarme.

Mención especial a mi abuelo Reyes (QEPD), quien en todo momento, incluso meses antes de fallecer, siempre me apoyó y esperó que diera todo de mí para ser alguien mejor de lo que él fue.

RESUMEN

José Angel Ramírez Cantú.

Candidato para obtener el grado de Ingeniería en Tecnología de Software.

Universidad Autónoma de Nuevo León.

Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica.

Título del estudio: INVENTARIO FORESTAL A TRAVÉS DE PROCESAMIENTO DE IMÁGENES.

Número de páginas: 49.

OBJETIVOS Y MÉTODO DE ESTUDIO: El objetivo de la investigación es generar inventarios forestales por medio de muestras recolectadas en el área del Cilantrillo y Trinidad a través del procesamiento de imágenes, la visión computacional y el aprendizaje máquina, donde a partir de un modelo generado por el entrenamiento, se pueda detectar y marcar por color, cada especie de **arból** detectada en una muestra.

El método de estudio pretende entender la importancia de la visión computacional y el aprendizaje máquina en sectores que tienen otras finalidades, como lo son las ciencias forestales, que es donde se realizan inventarios forestales, cómo generar un inventario forestal y qué clase de muestras son las que pueden ser utilizadas para generar un inventario forestal.

CONTRIBUCIONES Y CONCLUSIONES: Durante la investigación se explica el funcionamiento del algoritmo que generará inventarios forestales usando el procesamiento de imágenes. Este algoritmo propone una solución eficiente y menos costosa en comparación a las técnicas manuales. La solución propuesta está compuesta de un algoritmo de seis fases en las cuales se trata a las muestras para un propósito distinto en cada una de ellas.

Además de proponer una solución eficiente, esta solución ahorra tiempos tanto de procesamiento, así como los tiempos utilizados para capturar muestras en las zonas que se pretende generar el inventario forestal. Esto último está solventado por un umbral óptimo que ayuda a poder determinar la mayor cantidad de especies en una región o área en la que se desea generar el inventario forestal.

La solución propuesta concluye en que el algoritmo obtiene un mejor rendimiento si se utiliza la cantidad total de muestras generadas por especie de árbol, además de esto, si se combina con un porcentaje óptimo de umbralización y un porcentaje adecuado de píxeles admitidos, permitirá detectar la mayor cantidad de especies posibles considerando las muestras recolectadas.

Firma de la asesora:

Dra. Satu Elisa Schaeffer

CAPÍTULO 1

INTRODUCCIÓN

Analizar y cuantificar todo un inventario forestal puede tomar mucho tiempo, puede tender a fallar por una u otra razón, por lo que la falla humana está presente en todo momento, más sin embargo, las tecnologías que hoy en día se han desarrollado además de distintos ámbitos de la ciencia pueden ayudar a automatizar tareas y reducir el índice de error humano.

El *aprendizaje máquina*¹ es precisamente uno de los campos de la *inteligencia artificial*² que permite resolver esta clase de problemas, ya que gracias al aprendizaje supervisado se pueden usar técnicas de agrupamiento para clasificar distintas especies de árboles por medio de muestras recolectadas. En análisis de recorridos por drones, el enfoque está dirigido al área forestal dado que se puede utilizar el aprendizaje máquina para la gestión del inventario forestal, ayudando a reducir el fallo humano y optimizando las tareas de clasificación de especies arbóreas.

Para llevar a cabo la tarea de clasificar las especies arbóreas, se recolectan muestras de las zonas del Cilantrillo y La Trinidad en Nuevo León. Estas zonas cuentan con distintas zonas especies arbóreas como lo son: *Abies*, *Encino* y *Pino*.

¹Campo de la inteligencia artificial que desarrolla algoritmos capaces de aprender por medio de información.

²Ciencia encargada de desarrollar algoritmos capaces de imitar capacidades humanas.

En **las figura 1.1** se aprecia la zona de Trinidad desde distintas alturas en el mapa, el rectángulo azul en la figura es la zona sobre la que se hizo el recorrido.



Figura 1.1: La Trinidad, Santiago, Nuevo León (25.225939, -100.1431609).

En **las figura 1.2** se aprecia la zona de Trinidad desde distintas alturas en el mapa, el rectángulo azul en la figura es la zona sobre la que se hizo el recorrido.



Figura 1.2: El Cilantrillo, Montemorelos, Nuevo León (25.3523418, -100.3463186).

1.1 MOTIVACIÓN

Pese a que ya existen mecanismos de detección de objetos, muchos de ellos no funcionan con la precisión o la meta que deseamos, puesto que no se enfocan en un objetivo en particular, más sin embargo, la investigación se **enfocas** puramente en la detección de especies arbóreas utilizando muestras recolectadas en las zonas del Cilantrillo y Trinidad.

1.2 HIPÓTESIS

Se sabe que el procesamiento de imágenes tiene como finalidad enfocarse en la búsqueda de un elemento en particular, las especies arbóreas (presente trabajo) se plantea demostrar que el procesamiento de imágenes permitiría reducir tiempos de recorrido a pie y optimizar costos en cuanto a la realización de inventarios forestales por medio de técnicas tradicionales.

1.3 OBJETIVOS

En esta sección se establece el objetivo general y los objetivos específicos sobre los que se enfoca la tesis.

1.3.1 OBJETIVO GENERAL

El objetivo de realizar el inventario forestal por medio del procesamiento de imágenes tiene un propósito más práctico que técnico. El algoritmo permitiría a quienes se encarguen de analizar las zonas forestales, reducir el tiempo invertido en aplicar técnicas tradicionales por técnicas de procesamiento de imágenes.

Estas técnicas basadas en el aprendizaje máquina, el cual permitir generar un inventario forestal mediante el recorrido de un dron y a su vez, analizarlo por medio de la inteligencia artificial con la finalidad de indicar las cantidad de especies reconocidas sobre una zona.

1.3.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Realizar un algoritmo capaz de detectar específicamente los árboles y su especie arbórea.
- El algoritmo debe extraer la información de un conjunto de especies arbóreas, mismas que servirían como modelo para una fase posterior de detección de especies arbóreas.
- El algoritmo debe ser capaz de detectar por si mismo las especies encontradas en cada una de las muestras recolectadas.

1.4 ESTRUCTURA

El contenido de la investigación **se va a divide** en siete capítulos, donde cada uno de ellos tiene un propósito distinto. Con el propósito de hacer más breve y entendible la investigación, se desglosa cada uno de los capítulos con el contenido que se puede esperar de cada uno de ellos.

En el capítulo 2 expone algunos antecedentes que han surgido a lo largo de la historia respecto a los inventarios forestales, así como las características más importantes sobre las que trabaja el procesamiento de imágenes.

En el capítulo 3 se hace la comparación de algunos trabajos relacionados con la detección de objetos y el procesamiento de imágenes, también analiza un poco **cuales** son los aspectos fundamentales que se desarrollan en la investigación.

En el capítulo 4 hace un vistazo a las muestras sobre las que se está trabajando además de la explicación de la primera fase de la investigación, el procesamiento de muestras.

En el capítulo 5 expone las fases restantes de la investigación, las cuales corresponden a el entrenamiento, la detección y la combinación respectivamente.

En el capítulo 6 discute los resultados posteriores a la ejecución del algoritmo. Por último en el capítulo 7 se presenta una conclusión respecto a la investigación desarrollada.

CAPÍTULO 2

ANTECEDENTES

Hoy en día existen diversas tecnologías que acaparan la atención por su funcionalidad y la interacción que tienen con procesos cotidianos, pero también existen tecnologías capaces de sustituir habilidades que sólo podrían ser propias de un ser humano, es por eso que en la presente investigación se está trabajando con el aprendizaje máquina y su aplicación en el análisis de zonas forestales.

Como se mencionó antes, el aprendizaje máquina hace uso de muestras para identificar las especies arbóreas según su clase, sin embargo, el proceso de etiquetar o identificar objetos por medio de aprendizaje máquina lleva por nombre *clasificación de imágenes*¹.

El *procesamiento de imágenes*² analiza por medio de características como: *forma, color, bordes, textura* cuando se utiliza en conjunto con el aprendizaje máquina. Sin embargo, las características dependen en gran medida del objetivo ya que no todas las características aportan información relevante para el procesamiento y clasificación. Las características utilizadas en el análisis de especies arbóreas se clasifican en características locales y características globales.

¹Es una técnica del aprendizaje máquina que consiste en identificar un objeto por medio de propiedades o características propias de un elemento.

²Su función es capturar y procesar por medio de imágenes la información más relevante.

2.1 ANTECEDENTES HISTÓRICOS

El procesamiento de imágenes surge en el año 1920 de los primeros intentos de transmisión de imágenes por medio de un cable transatlántico usando códigos telegráficos, permitiendo la codificación de una imagen en cinco niveles de gris para posteriormente, en 1929, el ya mencionado sistema de transmisión permitía codificar a quince niveles de gris, a su vez, este sistema redujo el tiempo de transmisión de imágenes a quince minutos [4].

El aprendizaje máquina surge a principios del año 1990 como un proceso para la extracción de información y modelos de predicción, esto último fue bastante utilizado por los sectores bancarios, que eran los que mayormente le sacaban un provecho a la hora de tomar decisiones [10].

La *visión computacional*³ llevaba bastante más tiempo que había sido desarrollada, pero no empleada; y es que en el año 1960 es cuando la inteligencia artificial apenas se estaba desarrollando y fue cuando se planteó el **como** es que una computadora iba a razonar como lo haría una persona. Los problemas recaen sobre factores de innovación y procesamiento de imágenes automático. No obstante, en la sección 2.2 descriptores de características, describe a detalle **como** es que la visión computacional hace uso de ellas [15].

Por otro lado, los *inventarios forestales* surgen como respuesta a ciertas interrogantes como lo son el manejo sostenible de un bosque y los elementos que lo conforman. Estos se definen como sistemas de recolección de características del área sobre el que se trabaja [9].

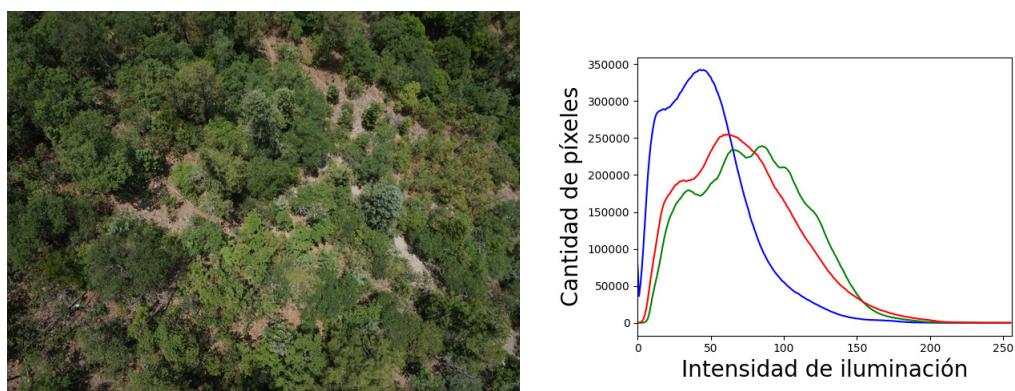
³Técnica de la inteligencia artificial que intenta emular la capacidad visual de los humanos.

2.2 DESCRIPTORES DE CARACTERÍSTICAS GLOBALES

La idea de que el color presente en las muestras recolectadas sea el único diferenciador de una especie respecto a otra es un pensamiento incorrecto debido a que además de este criterio, existen otros criterios que permiten apreciar e identificar las características de una especie arbórea, no obstante, estas características pueden ser útiles en otras fases de la investigación.

2.2.1 COLOR

La característica de clasificación de color hace uso del *histograma de color*⁴, aunque también se puede hacer uso de la *estadística de canal de color*⁵ aunque en este caso, se omite la última. Los histogramas de color suelen ser utilizados por ejemplo, en motores de búsqueda de imágenes para encontrar correlaciones de distribuciones de colores similares. También pueden ser visualizados en forma de gráficas de intensidad de la distribución del valor de un *pixel*⁶.



(a) Muestra utilizada (b) Histograma generado
Figura 2.1: Histograma de color generado con las bibliotecas `matplotlib` y `OpenCV`.

⁴Cantidad de pixeles en listas de rangos de colores presentes en una imagen.

⁵Muestran la distribución de píxeles presentes en una imagen.

⁶Es la unidad básica más pequeña de las imágenes.

2.2.2 FORMA

La característica de forma cuenta también con varias métricas, se hace énfasis en los *momentos de una imagen*. Los momentos de una imagen son los pesos promedio de la intensidad de píxel sobre una imagen.



Figura 2.2: Formas de cada especie arbórea (verde: Abies, azul: Pino, amarillo: Encino).

Por ejemplo, el canal I de una imagen contiene una intensidad en los ejes (x, y) dados por la ecuación $I(x, y)$ donde $I(x, y)$ hace referencia una imagen binaria donde sólo es posible tomar un valor cero o uno. En otras palabras, los momentos de una imagen son un conjunto de siete números calculados del movimiento central que son invariantes para las transformaciones de una imagen

$$M = \sum_x \sum_y I(x, y). \quad (2.1)$$

La ecuación 2.1 obtiene la sumatoria de la intensidad de todos los píxeles, es decir, la sumatoria se hace con base únicamente en la intensidad de los píxeles y no con la posición dentro de una imagen.

2.2.3 TEXTURA

Esta característica tiene una gran relevancia dado que es de las más usadas al momento de identificar objetos en regiones de interés en fotografías aéreas, micrográficas y de satélite y en el presente trabajo, al identificar las muestras de los árboles. En este caso se emplea la métrica de *textura de Haralick*.

Esta métrica o conjunto de descriptores estadísticos de textura realizada por Haralick *et al.* [6], se utiliza como parte de un conjunto de descriptores estadísticos de textura para determinar 14 descriptores de textura haciendo uso de la matriz de concurrencia de los valores de intensidad de la imagen (COM).

La figura 2.3 ilustra las distintas texturas que tienen los especies arbóreas en la imagen, a simple vista algunos colores denotan ser de una especie distinta si se hace un análisis minucioso, pero en este caso, la característica de textura puede ser utilizada para diferenciar entre especies arbóreas.

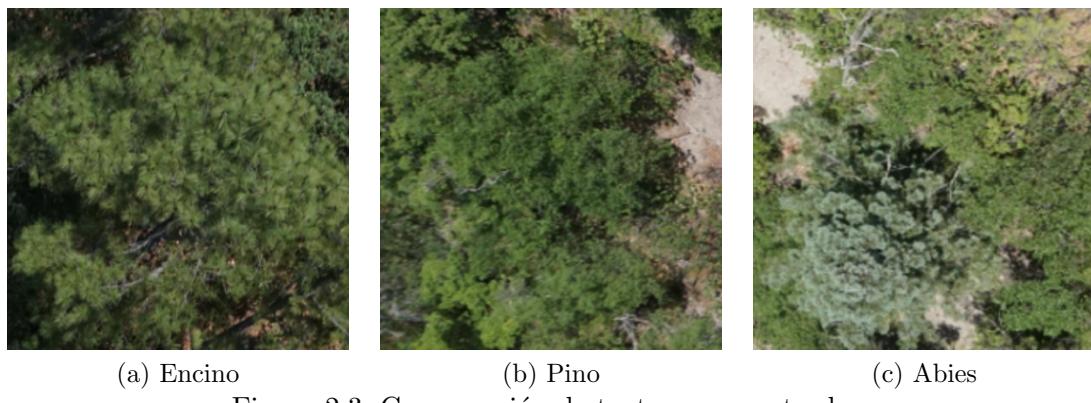


Figura 2.3: Comparación de texturas encontradas.

2.3 DESCRIPTORES DE CARACTERÍSTICAS LOCALES

Las características mencionadas en la sección 2.2 cuantifican globalmente una imagen, sin embargo, para poder determinar las características que cuantifican localmente las regiones de una imagen es necesario determinar **que** descriptor es el óptimo para describir los puntos de interés de una imagen completa o los puntos de interés de cierta región de la imagen.

SIFT (Característica de transformación de escala invariante) **Extra** la información de una imagen para posteriormente, permita adecuarla cuando se desee compararla con diferentes muestras de un objeto o escena.

SURF (Característica de acelerado robusto) Toma un vecino al rededor del punto seleccionado en la imagen y es dividido en sub-regiones para cada sub-región, la respuesta de la transformada de Wavelet es tomada y representada por esta característica.

BRIEF (Características elementales independientemente binarias robustas) Se enfoca en la orientación de una imagen y depende del menor numero de diferencias (puntos) a su alrededor.

ORB (BRIEF Rotada y orientada rápida) Se relaciona con BRIEF debido a que esta es una fusión de la ya mencionada con un punto detector clave rápido (FAST). Para determinar estos puntos clave rápido, se utiliza FAST y posteriormente, la medida de esquinado de Harris es aplicada para encontrar los n puntos más altos. En concreto, esta característica registra la intensidad ponderada del centroide la cual está localizada en la esquina de un centro.

2.4 USO DE LOS DESCRIPTORES

Existen varias formas de utilizar los descriptores pero hay dos maneras de mezclar las características de vectores.

- Para las características globales de vector, sólo se concatena cada característica del vector para formar a una característica global del vector simple. Este enfoque se utiliza en el desarrollo de este algoritmo.
- Para las características locales del vector también puede hacerse una combinación de las características locales y globales del vector, es necesario algo llamado *modelo de la bolsa de palabras* (BOVW). Este enfoque se utiliza normalmente en constructores de vocabularios, agrupamiento de K -medias, etc.
- El *escalamiento* es también otra de los descriptores utilizados en las características de los vectores, este sirve para transformar los datos de las características en rangos específicos de cero a uno, por ejemplo. Esta característica suele ser bastante usada en máquina de soporte vectorial y en el K -vecinos cercanos (KNN) donde la distancia entre dos puntos es importante.
- La *normalización* es utilizada en los descriptores también, esta última es una técnica donde los valores son desplazados y re-escalados para que puedan alcanzar un rango entre cero y uno, a esta característica también se le conoce como *escalamiento mínimo-máximo*.

CAPÍTULO 3

ESTADO DEL ARTE

En este capítulo se explica la relación de la investigación en curso con investigaciones de otros autores, la importancia de la visión computacional y su relación con los inventarios forestales, así como los apartados que se desarrollan durante la investigación.

3.1 INVESTIGACIONES RELACIONADAS

Existen algunos trabajos que no están completamente relacionados con el objetivo de identificar especies arbóreas, pero si existen investigaciones que toman como objetivo el analizar zonas forestales.

Este artículo menciona como hacen uso de combinar datos para realizar inventarios forestales por medio de sistemas digitales aéreos de fotogrametría y escáneres láser. Con estas tecnologías, hacen una búsqueda buscando los tipos predominantes en una zona y con ayuda del *análisis de imágenes basado en objetos* se pudo admitir la delineación automática de árboles, la clasificación de especies arbóreas y la definición de atributos estructurales a nivel de árbol.

Aguilar *et al.* [1] utilizan una gran cantidad de entradas para definir manualmente la especie, no obstante, la principal diferencia es que este trabajo no realiza por medio de visión computacional sino por técnicas tradicionales.

Rincón *et al.* [13] tienen como meta evaluar artículos para actualizar los inventarios de árboles en un área metropolitana. En este no se trata con inteligencia artificial como tal, pero si hacen uso de tecnologías de detección como sensores remotos que permitan evaluar correctamente y obtengan la información concreta de las zonas donde habitan árboles.

Vazquez y Luna [16] tienen como objetivo detectar objetos además de hacer uso del umbral adaptativo, el cual es muy utilizado en la visión computacional.

Pelz [11] hace simulaciones para la gestión de modelos forestales que podría ser requeridos para la toma de decisiones en un sector forestal. En este artículo se hacen validaciones usando modelos generados por información de un bosque privado y un bosque estatal de Illinois, EE.UU.

Guo *et al.* [5] hacen uso de técnicas de inteligencia artificial para la identificación de especies forestales haciendo uso de multidatos espectrales tomando como punto de partida, los vecinos más cercanos (KNN) para procesar eficientemente la información recolectada y segmentar por clusters el ambiente sobre el que se trabajó.

3.2 COMPARACIÓN DE TRABAJOS

La mayoría de los trabajos citados hacen uso de otra clase de tecnología que no tiene que ver directamente con la utilizada en nuestra investigación, más sin embargo, algunos de los aspectos clave que se presentan en nuestra investigación con respecto a las investigaciones encontradas son:

Inventarios forestales Son aquellos que permiten tener un control de las especies que pueblan una zona específica.

Análisis de imágenes Es una técnica bastante utilizada hoy en día por la visión computacional para extraer datos e información de imágenes.

Visión computacional Este concepto está completamente relacionado con la inteligencia artificial, dado que es una técnica del aprendizaje máquina que busca encontrar objetos emulando la capacidad humana del reconocimiento.

Clasificación Es el acto de separar u ordenar bajo un criterio específico.

Especies Son las distintas categorías o clases de algún objeto en particular.

Zonas Es algún sector o delimitación de territorio de algún sitio, ciudad, país.

Detección de objetos Es una técnica del aprendizaje máquina que emula la capacidad humana de detectar por si sola, algún objeto por medio de la vista.

3.2.1 COMPARACIONES

En el cuadro 3.1, se desglosan que características presentes que se pueden encontrar en las investigaciones citadas y su relación con la investigación con la que se está trabajando actualmente.

Cuadro 3.1: Comparación de trabajos frente al desarrollado. Donde \checkmark indica que cumple con esta característica y \times no cumple con esta característica.

Trabajo	Inventarios forestales	Visión computacional	Detección de objetos
Aguilar <i>et al.</i> [1]	\checkmark	\times	\checkmark
Rincón <i>et al.</i> [13]	\checkmark	\times	\times
Vazquez y Luna [16]	\times	\checkmark	\checkmark
Pelz [11]	\checkmark	\checkmark	\checkmark
Guo <i>et al.</i> [5]	\times	\checkmark	\checkmark
Arévalo <i>et al.</i> [2]	\times	\checkmark	\checkmark
Hua <i>et al.</i> [7]	\checkmark	\times	\times
Bosquet <i>et al.</i> [3]	\checkmark	\times	\times
Shen <i>et al.</i> [14]	\times	\checkmark	\times
Yahya y Ismail [17]	\checkmark	\checkmark	\times
El presente trabajo	\checkmark	\checkmark	\checkmark

3.2.2 ÁREAS DE OPORTUNIDAD

En el cuadro 3.1 se puede apreciar que características tiene la investigación con respecto a la de otros autores, y es que pudiera ser que otros trabajos tengan las mismas características o al menos casi todas pero por lo que respecta a la investigación, además de generar un inventario forestal de manera eficiente y proporcionar su código, este puede ser modificado o estudiado con otros propósitos sin necesidad de esperar una retribución de por medio debido a que es un software libre.

Por otro lado, también se puede apreciar que el trabajo de Guo *et al.* [5] tiene las mismas características que el método propuesto, sin embargo va orientado a otro objetivo, que es tomar decisiones. Sin embargo, las herramientas descritas en el artículo no son de uso gratuito, permitiendo así, otorgar la ventaja de que la investigación sea de licencia abierta respecto a esta investigación.

En lo que respecta a las áreas de oportunidad de la investigación, se puede destacar el aprendizaje máquina y la visión computacional como herramientas clave. Primeramente, el aprendizaje máquina permite entrenar un algoritmo cuyo producto es bastante relevante en el proceso de clasificación durante la investigación.

En el método propuesto, el aprendizaje máquina se encarga de extraer información clave de cada una de las muestras recolectadas de las zonas forestales, donde, mediante descriptores de características tanto globales como locales, se encarga de generar un archivo que contenga la información más relevante de las muestras.

Posteriormente, la visión computacional hace uso del archivo generado previamente por el aprendizaje máquina donde se encarga de clasificar cada árbol mediante una etiqueta que define a su especie por color. Esto último no ha sido aplicado en las investigaciones encontradas puesto que tienen un enfoque nulo en hacer clasificaciones de múltiples objetos de un sólo tipo, o bien, sólo se enfocan en hacer anotaciones manuales por medio de inputs previamente establecidos y esto únicamente se enfoca en comparaciones.

El inventario forestal es otro de los apartados importante en la investigación, dado que es uno de los enfoques en los que se el desarrollo de los algoritmos que se utilizan, se está tomando como punto de partida al momento de desarrollarse.

Clasificación es quizás el punto más importante de la investigación debido a que, se hace un análisis de las muestras recolectadas previamente por los drones y posteriormente, haciendo uso de la visión computacional y el aprendizaje máquina se entrena el modelo que hace la clasificación de especies arbóreas.

CAPÍTULO 4

SOLUCIÓN PROPUESTA

Habiendo conocido las características que mejor describen a los atributos del presente trabajo, se puede decir que la base del método propuesto se puede desarrollar.

4.1 FASE DE RECOLECCIÓN DE MUESTRAS

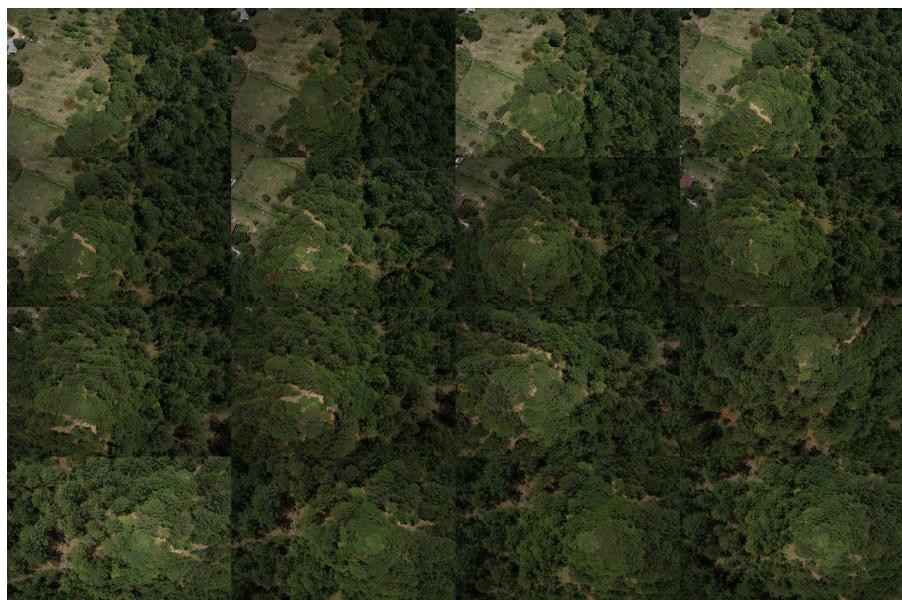
La primera fase en el desarrollo de la solución propuesta sería recolectar muestras de el objeto(s) a identificar por medio del aprendizaje máquina. Si bien es necesario tener una gran cantidad de muestras para que el presente trabajo tenga una perspectiva más amplia de lo que se necesita reconocer, también hay que considerar que se necesita información que contenga la menor cantidad de información no útil dado que esto podría sobreentrenar al modelo que se encargue de la clasificación.

4.2 MUESTRAS RECOLECTADAS

Inicialmente, el doctor Manuel Jiménez proporcionó un repositorio con imágenes alojado en Google Drive que contenía imágenes de las zonas donde se realizó el recorrido del dron, más específicamente *Cilantrillo y Trinidad*.



(a) Ejemplo de muestras de la zona de Cilantrillo



(b) Ejemplo de muestras de la zona de Trinidad

4.2.1 ANÁLISIS DE MUESTRAS

Como se mencionó al inicio de la sección 4.2, es importante recolectar una gran cantidad de muestras para entrenar bien el modelo, por lo que para la zona del Cilantrillo se obtienen 277 muestras y para la zona de Trinidad se obtienen 270 muestras. Esta cantidad de muestras es suficiente para entrenar bien el modelo desarrollado y que sea capaz de reconocer los distintos tipos de árbol, más sin embargo, en cada imagen se puede apreciar información que no es útil y puede sobreentrenar el modelo, perjudicando de forma que este detecte más en concreto, el suelo como un tipo de árbol.

La información de cada muestra es analizada píxel por píxel, por lo que a simple vista se puede percibir la clase de información que contiene cada muestra, pero el analizar cada una de ellas llevaría demasiado tiempo, por lo que, se puede concluir que hay píxeles dentro de ellas que no sean útiles.

En la figura 4.3 y 4.4 se muestra un ejemplo de cómo se verían las muestras que son de utilidad y destacando que el siguiente capítulo define el procedimiento realizado para poder obtener muestras útiles.

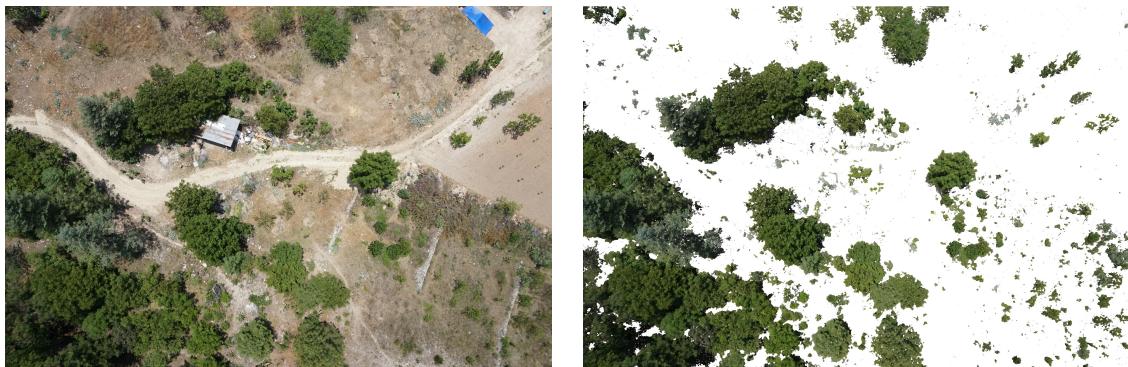


Figura 4.1: Comparación de muestras donde se aprecia una útil de una no útil.

4.2.2 INFORMACIÓN NO ÚTIL

En cada una de las muestras recolectadas está presente el suelo ya que es una imagen capturada por un drone, sin embargo, el suelo forma parte de la información que se necesita remover de las muestras para no sobre entrenar a el modelo de reconocimiento previamente desarrollado.

Para efectos prácticos, se declaran los colores de las especies arbóreas, esto con el fin de decirle a el método propuesto que información no debe remover de las muestras. A su vez se tiene que declarar que la información se reemplaza con píxeles transparentes. Cabe destacar que nuestras imágenes no cuentan con un canal de transparencia, mismo que es necesario para llevar a cabo el método propuesto de reemplazar la información, por lo que se tiene que convertir cada muestra primero, a un formato .png para que la muestra admita este canal. Después se convierte la muestra a un canal RGBA (rojo, verde, azul y transparencia, siglas en inglés).

Una vez que la muestra tenga el canal transparente, se recorren todos los píxeles de la imagen con el fin de encontrar y asignar a una variable, todos los pixeles que no correspondan con los colores de los árboles y posteriormente, descartar estos píxeles con el fin de guardar la muestra con la información útil como se muestra en la figura 2.5.



Figura 4.2: Resultado de remover píxeles

4.3 FASE DE PROCESAMIENTO DE MUESTRAS

Una vez recolectadas las muestras con información relevante, se procede a entrenar a el modelo con esa información para que sea en fases posteriores este sea capaz de entender y clasificar donde estén presentes las especies arbóreas almacenadas en el modelo. La forma de organizar cada muestra para un correcto entrenamiento es mediante la separación de cada especie por su color correspondiente, es decir, separando las especies de color azul en una carpeta, los verdes y los amarillos en su carpeta correspondiente consecuentemente.

4.3.1 RECORTANDO MUESTRAS

Primeramente hay reconocer las secciones o partes de la muestra que son de interés, en este caso, se trabaja con los colores, específicamente los de cada especie de árbol. En todas las muestras, se tienen tres colores: [verde, amarillo, azul]. Estos colores indican que colores tienen una anotación válida para recortar.



Figura 4.3: Muestra con anotaciones

En la figura 4.6 se aprecia que tiene secciones delimitadas por colores, por lo que se recorre la muestra por píxeles hasta encontrar la zona que esté dentro del rango de colores previamente establecido.

La idea de hacer recortes de las anotaciones por colores es de agilizar el procedimiento a la hora de entrenar el modelo con todas las muestras. Cada muestra a su vez, tiene un porcentaje de admisión que permite establecer si la anotación cumple o no con los criterios establecidos.

Ya con las muestras de colores obtenidas, se procede a separar por islas de acuerdo al color que **este** establecido. Se separa por color verde, amarillo y azul, cada color en una carpeta distinta para tener mayor control de las islas capturadas.



Figura 4.4: Isla separada por color

En la figura 4.7 se aprecian las islas separadas por color, en cada una de estas muestras, se hacen recortes interiores de cada zona recortada para que se procesen de mejor forma por el modelo que se entrena.

Los rectángulos generados por medio de las islas tienen un tamaño fijo de 150 × 150, donde a su vez, cada 25 píxeles, se va buscando rectángulos con un porcentaje de 0.005 píxeles no transparentes.

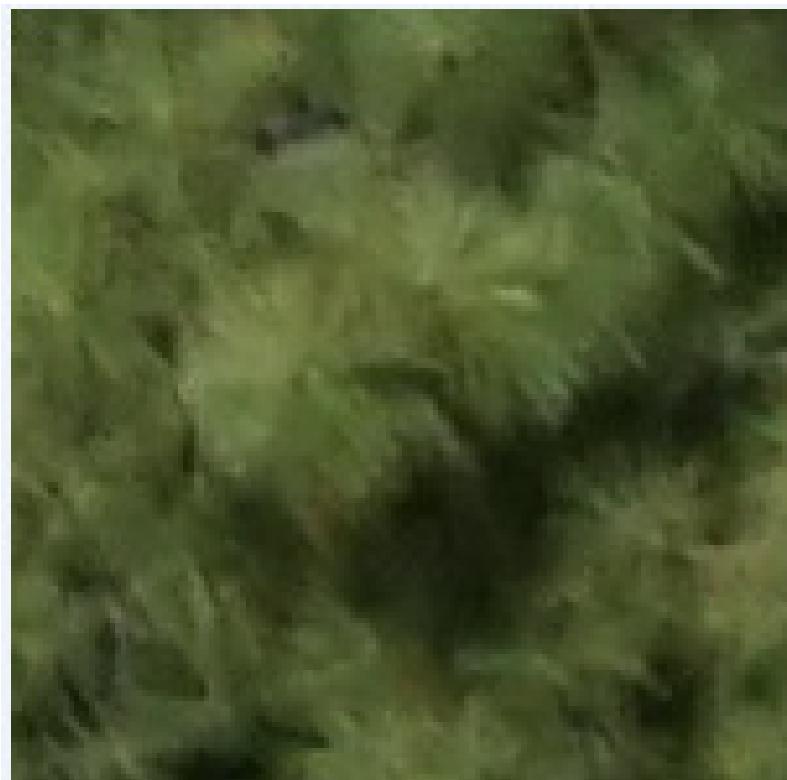


Figura 4.5: Rectángulo del interior de una isla

En la figura 4.8 se puede apreciar uno de los rectángulos generados por medio de una muestra. Estos no sólo se quedan como tal fijos, sino que se rotan en tres orientaciones, 90, 180 y 270, permitiendo que el conjunto de datos generado esté compuesto por distintos ángulos de la muestra y permita tener mejor perspectiva de lo que se utiliza.

CAPÍTULO 5

DESARROLLO DE LA SOLUCIÓN

Recapitulando las fases anteriores, se conoce que a partir de obtener muestras, estas pueden ser procesadas con la finalidad de generar un modelo que permita detectar las especies en una fase posterior haciendo uso del mismo. Sin embargo, es necesario recordar que previo a esta fase, hay algunas fases que intervienen como la fase de recortar por islas y generar los rectángulos que serán utilizados en el modelo, por tanto, la figura 5.1 de la página 27 detalla las fases y su sucesión en el desarrollo de la solución.

La figura 5.1 de la página 27 también permite visualizar las fases posteriores a lo explicado en el capítulo 4, donde se puede percibir que las fases siguientes cobrarían importancia a la hora de visualizar el resultado de todas las fases en conjunto.

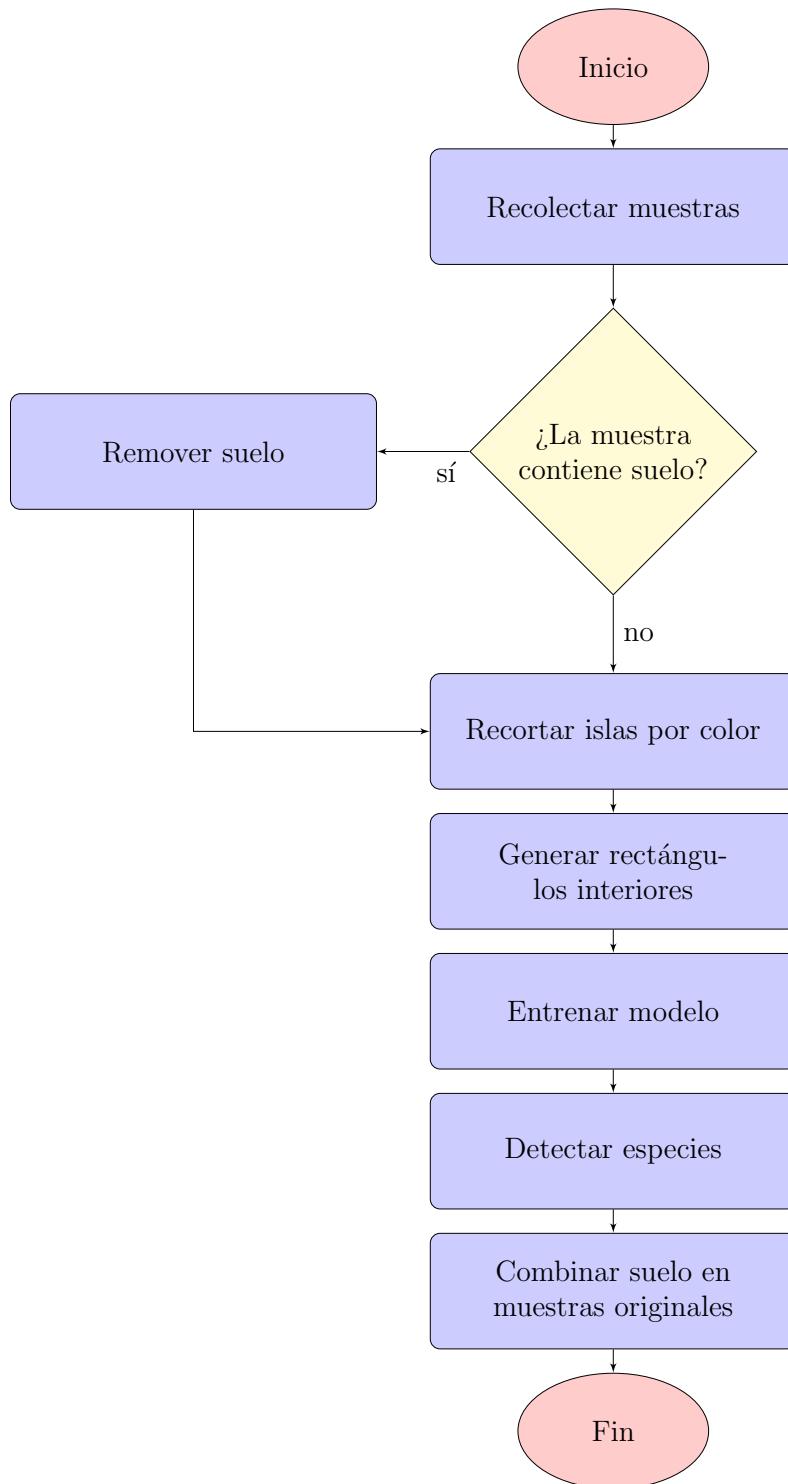


Figura 5.1: Fases del desarrollo de la solución

5.1 FASE DE ENTRENAMIENTO

Originalmente se conocen las distintas especies arbóreas de la colección o conjunto de imágenes, pero al momento de clasificar, el algoritmo encargado de recorrer la carpeta que contiene las muestras útiles necesita conocer que imágenes se van a tomar en cuenta.

Lo primero se determina por medio de un arreglo es el conjunto de carpetas a buscar con los rectángulos que se generan a partir de las muestras recolectadas, es decir, el algoritmo busca en las carpetas: green, blue y yellow.

Código 5.1: Declaración de variables

```
train_labels = [ 'green' , 'blue' , 'yellow' ]  
images_per_class = 114  
global_features = []  
labels = []  
i , j = 0 , 0
```

El fragmento de código 5.1 declara las clases que se utilizan y el tamaño de muestras durante la fase del entrenamiento para posteriormente generar un conjunto que sea de utilidad. En este caso, se declara un tamaño de cinco mil muestras por clase (color) y seguido se recorre el arreglo de carpetas para ir buscando en cada muestra, las características mencionadas en la sección 2.3 donde se mencionan a las características globales.

Código 5.2: Código para entrenar modelo

```
for training_name in train_labels:  
    dire = os.path.join(train_path, training_name)  
    print('processing_directory', dire)  
    start = time.time()  
    k = 1  
    for x in range(1, images_per_class + 1):  
        filename = dire + "/image_" + str(x) + ".png"  
        image = cv2.imread(filename)  
        image = cv2.resize(image, fixed_size)  
        fv_hu_moments = fd_hu_moments(image)  
        fv_haralick = fd_haralick(image)  
        fv_histogram = fd_histogram(image)  
        global_feature = np.hstack([fv_histogram,  
                                    fv_haralick, fv_hu_moments])  
        labels.append(training_name)  
        global_features.append(global_feature)  
        i += 1  
        k += 1  
    j += 1  
end = time.time()  
print('processed_at:', end - start)
```

En el fragmento de código 5.2 se observa que al recorrer las muestras, estas se guardan en **un** variable local que determina el tamaño de las muestras (**images_per_class**) para posteriormente, utilizarlas al extraer las características globales. Cuando se tiene almacenada la información extraída de las muestras, se añade a un vector de características globales (**features**) en el cual se guarda un conjunto de datos que contiene la información de cada una de las muestras y posteriormente, utilizar este vector de características al momento de clasificar las especies de árbol.

5.2 FASE DE DETECCIÓN

Esta fase es la más importante de todas debido a que se utiliza el modelo generado a partir de la fase de entrenamiento. En esta fase se utilizan las características globales de extracción de características de la sección 2.3 donde se hace uso del modelo clasificador de *bosque aleatorio* (inglés: random forest)¹, donde se establece un valor estimado de árboles por cada muestra donde se vaya a probar el modelo, en la investigación se va a utilizar un valor de 100. Posteriormente se tiene que definir que utilizar la información de los modelos de características utilizadas y las etiquetas de muestras generadas a partir de ello también.



Figura 5.2: Clasificación de especies arbóreas en una muestra

Tal y como se muestra en la figura 5.2 se puede notar como una especie es detectada según su color a lo largo de una muestra, no obstante, se destaca que cada especie también tiene encima de su cuadro un nombre distinto debido a que las especies arbóreas con las que se trabaja son: Abies, Pino y Encino.

¹Clasificador de múltiples decisiones que funciona en conjunto.

5.3 FASE DE COMBINACIÓN

La fase de combinación trabaja indirectamente con las muestras para poder ver los resultados en una muestra con su contenido original. Para realizar una comparación, primero se necesita obtener una muestra del directorio de muestras original donde se pueda apreciar la información no útil en ella, posteriormente se necesita obtener la muestra con las especies arbóreas detectadas en ella (producto de la fase de detección).

El proceso de combinarlas consta en tomar la información del directorio original y asignarlo como base, luego la información de las muestras con las especies detectadas es incrustado encima de la muestra original, se asegura que esta no contenga píxeles transparentes para evitar ensuciar la muestra original.



Figura 5.3: Combinación de detección y una muestra original

Respecto a la figura 5.3 se puede destacar que la muestra original sirve como base y la muestra que contiene las especies arbóreas detectadas como mascara para poder combinar ambas capas. El objetivo de comparar las muestras generadas respecto a una muestra original es que se pueda comparar cuántos árboles de cada especie acertan contra las muestras con anotaciones manuales hechas por los expertos en especies. En la figura 5.3 se muestran también, las instancias otorgadas de rectángulos (green, blue, yellow) que el conjunto de datos determinó que existe alguna especie en el rectángulo insertado sobre la muestra.

En la figura 5.4 determina la diferencia entre una anotación realizada por el aprendizaje máquina a partir del modelo de datos previamente generado y la muestra con anotación hecha por un experto en el tema.

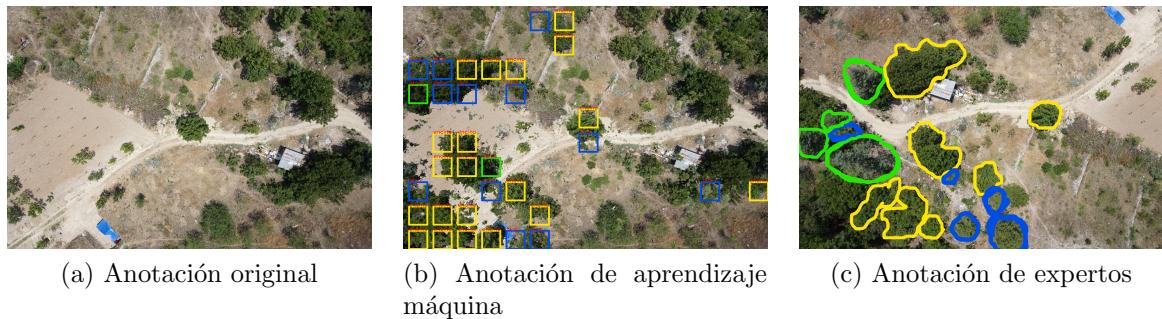


Figura 5.4: Comparación de anotaciones hechas por el aprendizaje máquina y expertos.

En la figura 5.4 (b) las anotaciones generadas a partir del aprendizaje máquina, por otra parte, la figura 5.4(c) muestra las anotaciones realizadas por los expertos determinan que en la figura de color marcada existe una especie.

CAPÍTULO 6

EXPERIMENTOS

Después de clasificar todas las muestras que pasan por las fases de entrenamiento, detección y combinación, se puede obtener un resultado preliminar que indica cuántos árboles de cada especie son detectados en la fase de detección.

Sin embargo, para lograr obtener un experimento hay que diseñar algunas pruebas para comprobar los resultados del modelo generado. En algunas situaciones si se modifica un parámetro es posible que el resultado no sea el esperado, por tanto, se tiene que jugar con los valores que les asignen a los parámetros para poder determinar si el resultado es o no el esperado en cuestión. En esta sección se tratan los resultados obtenidos a lo largo de desarrollar algunos experimentos que permitan determinar si la solución propuesta cumple con el objetivo de desarrollar un inventario forestal de forma eficiente.

6.1 DISEÑO EXPERIMENTAL

El analizar una muestra que haya pasado por la fase de combinación puede evaluar si los parámetros seleccionados dan un resultado favorable o si estos podrían mejorar cambiando alguno de ellos, sin embargo, es experimentando como se puede determinar si es posible mejorar el resultado obtenido.

Ya sea reduciendo, aumentando o simplemente tanteando el valor de un parámetro libre, es como se puede producir un resultado que posteriormente se pueda estudiar y analizar sus diferencias con otros experimentos aplicados sobre las muestras generadas, esto con el fin de establecer una combinación que maximice la precisión de la solución desarrollada.

Misma cantidad de especies por tamaño de clase. El número de especies por tamaño de clase determinará que tantas imágenes podrían ser consideradas por el modelo a la hora de hacer el entrenamiento, por lo que dependiendo de este, el modelo puede tener una mejor o peor predicción en la fase de detección.

Cantidad total de especies por tamaño de clase. Debido a que no todas las especies de árboles generan la misma cantidad de muestras, se van a utilizar las muestras totales de cada clase para determinar si esto repercute de forma positiva en el desarrollo de este experimento.

Misma cantidad de especies utilizando espejos de muestras. En el experimento de cantidad total de especies por tamaño de clase, se utilizaban la cantidad total de muestra generadas para cada clase, sin embargo, el impacto que pueda tener la misma cantidad de especies para cada clase considerando la especie que obtuvo más muestras generadas (pino con 8859 muestras) puede repercutir de cierta manera en que también se haga una mejor detección de esta, es por esta razón que se van a utilizar reflejos de las clases que tengan

una cantidad de muestras menor a la de pino para completar esas especies faltantes.

Umbralización. En la umbralización se considera la porción de píxeles admitidos al momento de generar los rectángulos que posteriormente serán utilizados durante la fase de entrenamiento del modelo de la solución propuesta, por tanto, se comparan tres niveles distintos de umbral (0.15 %, 0.25 %, 0.50 %) para comparar el que mejor resultados proporciona, mismo que servirá para definir el umbral ideal en otros experimentos.

Límite de píxeles ausentes. El límite de píxeles ausentes determina que a menor número de píxeles ausentes, detectará menos especies arbóreas. Este límite debe ser un valor considerable debido a que si se utiliza un valor bastante alto puede detectar zonas que no corresponden a una especie arbórea correcta, en caso contrario, detectaría una menor cantidad de especies en las muestras. En este caso, se van a utilizar tres porcentajes de píxeles ausentes (0.75 %, 0.80 % y 0.85 %).

6.2 RESULTADOS

Establecidos los experimentos que se van a realizar, se reporta los resultados obtenidos en el transcurso de las pruebas del capítulo 6.1 donde explica en que consiste cada una de ellas.

6.2.1 MISMA CANTIDAD DE ESPECIES POR CLASE

En este experimento se probaran 5592 muestras por clase (abies, encino y pino) para tener un estándar de muestras obtenidas.

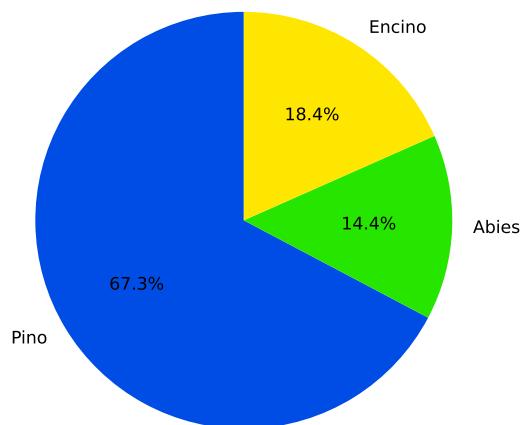


Figura 6.1: Porcentaje de especies por clase

La figura 6.1 muestra la cantidad de especies detectadas a lo largo de la fase de detección, a simple vista se aprecia que el porcentaje de pino da a entender que esa especie es predominante en las zonas del Cilantrillo y Trinidad. Posteriormente los números de la especie abies y encino muestran en su respectivo orden que tan predominantes son, siendo claramente 4% mayor encino.

6.2.2 CANTIDAD TOTAL DE ESPECIES POR TAMAÑO DE CLASE

Este experimento obtiene el tamaño de cada clase, siendo que cada clase (`encino`: 5592 muestras, `abies`: 7647 muestras y `pino`: 8859 muestras), para generar el modelo de la solución propuesta el cual se prueba para ver si mejora el desempeño de la solución desarrollada.

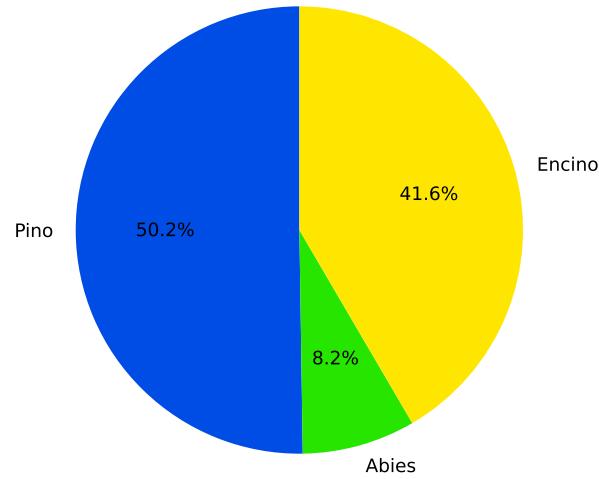


Figura 6.2: Porcentaje de especies totales por clase

6.2.3 MISMA CANTIDAD DE ESPECIES UTILIZANDO ESPEJOS DE MUESTRAS

Dado que cada clase de arbórea tiene un tamaño distinto, pino con 8859 muestras, rebasa en muestras a las clases de abies y encino, por tanto, el experimento va a generar espejos de muestras de árboles en las clases que no cuentan con un tamaño de 8859 muestras, esto va a permitir tener la misma cantidad de muestras en todas las especies de árboles.

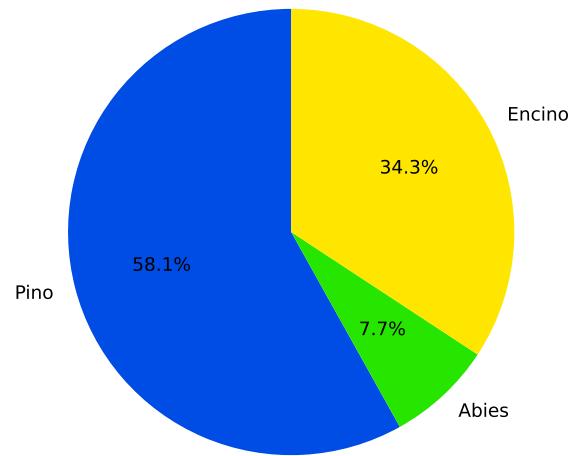


Figura 6.3: Porcentaje de mismas especies por clase

6.2.4 UMBRALIZACIÓN

En este experimento se prueban tres combinaciones distintas por cada clase (0.15 %, 0.25 % y 0.50 %), generando 27 posibles para cada especie de árboles, esto con el fin de determinar umbral con mejor desempeño y pueda determinar un umbral eficiente otros experimentos para obtener un mejor resultado en la solución propuesta. Este experimento sirve para determinar también, el umbral que servirá como base para experimentos que tengan que utilizar un nivel de umbral eficiente determinado a partir de este.

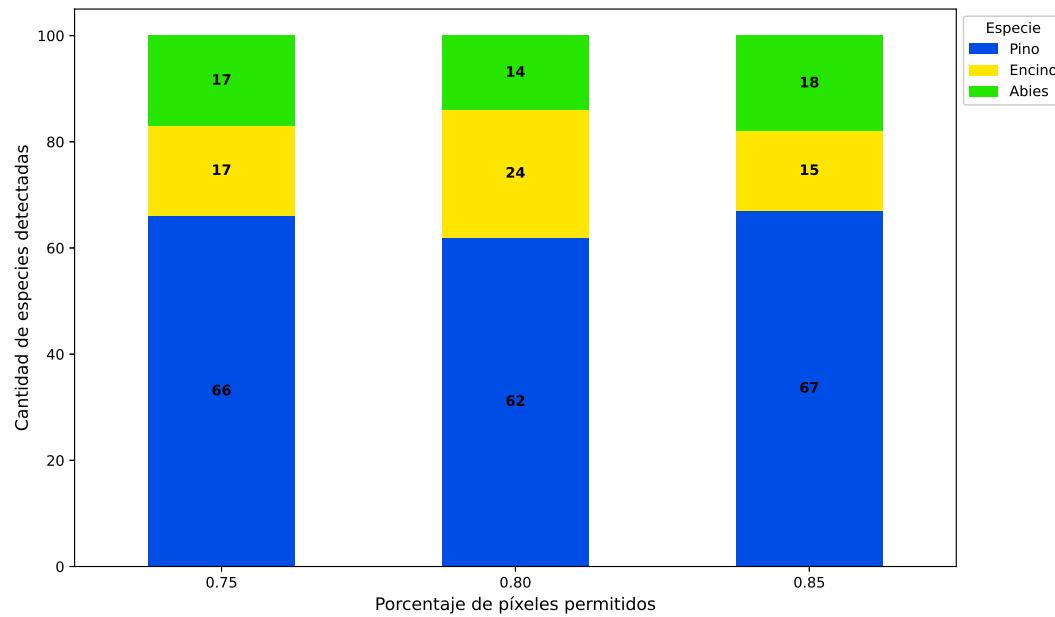


Figura 6.4: Comparación de umbralización

6.2.5 PÍXELES PERMITIDOS

Para este experimento se van a utilizar tres distintos valores de píxeles permitidos (0.75 %, 0.80 % y 0.85 %) donde se va a utilizar el umbral con mejor desempeño obtenido por el experimento de umbralización (0.50 %) el cual sera puesto a prueba en cada iteración con la que se utilice un nuevo valor de píxeles permitidos. Para esta prueba se recolecta un subconjunto de muestras para agilizar el proceso de resultados, tomando únicamente una tercera parte de las muestras totales.

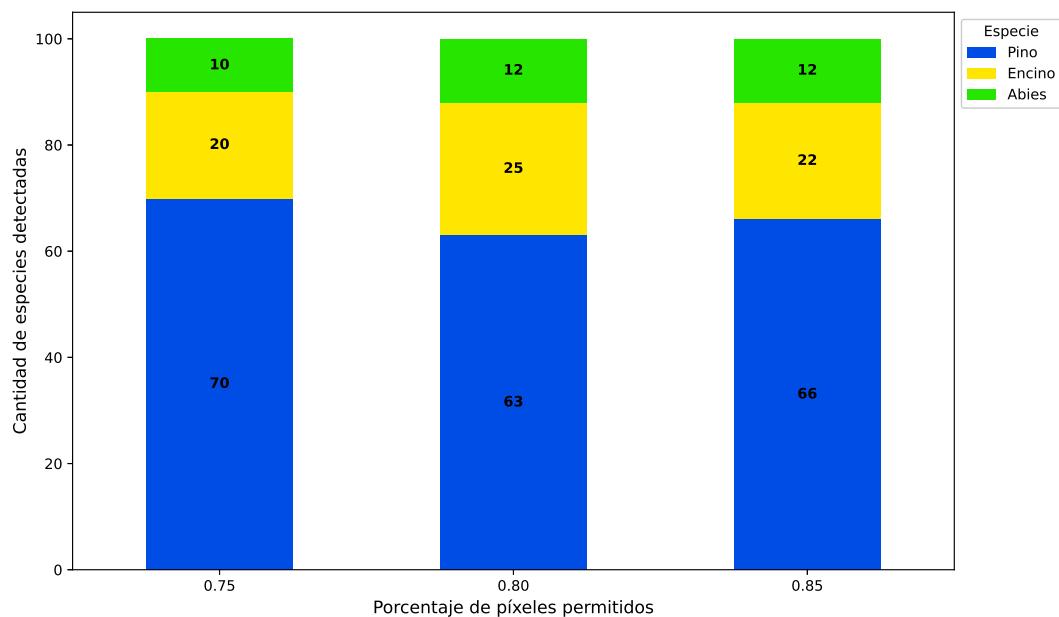


Figura 6.5: Comparación de píxeles permitidos

6.3 DISCUSIÓN

Todos los experimentos son ejecutados en una laptop con las especificaciones del cuadro 6.1:

Cuadro 6.1: Especificaciones técnicas del equipo de cómputo

Sistema Operativo	Windows 10 64 bits
Procesador	Intel Core i5-7300HQ
Ram	8 GB RAM DDR4 2133 MHz

El tiempo que tardan en procesarse las muestras ejecutando los experimentos varían en relación con el procesamiento de la imagen. Esto ocurre debido a que si la muestra es demasiado grande, el tiempo de procesado es mayor por la cantidad de píxeles a remover y reemplazar.

Para la prueba de especies por tamaño de clase es evidentemente que existe una especie predominante en ambas zonas forestales, Pino, la cual en la figura 6.1 se detectan 35273 muestras de esta clase, un resultado bastante superior al de las otras especies arbóreas. En esta prueba se consideran la mayor cantidad de muestras posibles considerando también, un número de muestras iguales para cada una de las clases. Como dato adicional, el experimento se completa en 18 horas.

En la prueba de cantidad total de especies por tamaño de clases se aprecia que **si** afecta bastante fijar el tamaño de cada clase, en la figura 6.2 de la página 37 es posible diferenciar que la especie pino ya no es tan predominante como lo era en un experimento con un valor fijo, sin embargo, pese a que encino **tomo** un porcentaje mayor de especies detectadas, abies sigue siendo la especie menos predominante.

En contra parte, el experimento de misma cantidad de especies utilizando espejos de muestras hace uso de la especie de árbol que mayor tiene muestras (pino con 8859 muestras) para determinar el valor que deben tener las demás especies arbóreas, sin embargo, si se hace una comparación con el experimento de misma cantidad de especies por clase del capítulo 6.2.1, la diferencia con la especie predominante es

poca, mismo caso para las especies con menos porcentaje de especies detectadas. Debido a esto, se entiende que tener un tamaño fijo de especies y un valor total de cada especie **si** impacta en el experimento.

En el experimento de umbralización únicamente se toman en cuenta la cantidad de especies detectadas por porcentaje de píxeles permitidos, el experimento más equilibrado fue el de utilizar 0.50 % de píxeles permitidos, debido a que otorga un mejor rendimiento entre todas las muestras. Este porcentaje es utilizado como umbral para la generación del modelo que sirve como base para probar y detectar las especies en las muestras útiles como la de la figura 4.1 (b) página 21.

Finalmente para el experimento de píxeles permitidos, se hace uso del modelo generado a partir de las muestras con el umbral óptimo, donde se hace una comparación de las especies **detectadas** por porcentaje de píxeles de permitidos mostrado en la figura 6.5 de la página 40, donde se aprecia que el experimento con 85 % de píxeles permitidos es el que otorga mayor cantidad de especies arbóreas siendo ligeramente superior al experimento al experimento con 80 % de píxeles permitidos.

Respecto a la hipótesis que se plantea, se busca como objetivo particular el optimizar tiempos y costos de generar el inventario forestal por técnicas generadas por procesamiento de imágenes, en cuanto a tiempos definitivamente **ahorrara** en términos de duración si se consideran los tiempos de procesamiento y recolección de muestras, esto debido a que con un conjunto de datos relativamente grande, se puede obtener una solución en menos de tres días; en el apartado económico se puede considerar que esta técnica reduce muchos gastos en relación a equipos de trabajo, gastos en viajes a zonas particulares, etc. En cuanto a la parte de los objetivos, se cumplieron tanto el objetivo general que era generar un inventario forestal, así como los objetivos específicos. En el caso de los objetivos específicos, la solución propuesta divide por fases cada etapa de en un procedimiento secuencial, desde la generación del conjunto de muestras hasta la parte de la prueba utilizando un modelo para detectar las especies. En resumen, la solución propuesta cumple con ambos objetivos.

CAPÍTULO 7

CONCLUSIONES

Este capítulo describe la tesis a partir de la manera que cumple los objetivos generales y específicos para determinar si la hipótesis se comprueba, trata también del porque se realizó la tesis, porque se realizó un inventario forestal utilizando la visión computacional y el aprendizaje máquina, además de cómo se evaluó el funcionamiento de la solución propuesta.

El objetivo de desarrollar el inventario forestal por medio de la visión computacional, fue para que se puedan analizar las muestras que se utilicen en la solución propuesta por medio del aprendizaje máquina, que esta aprenda, lea, analice y por último, sea posible etiquetar y contar las especies detectadas a lo largo de una zona forestal. No obstante, dependerá en gran medida de los parámetros utilizados el alcance que tenga la ejecución de la solución, para efectos prácticos, en desarrollo de la tesis sugiere utilizar algunos valores con buen resultado tanto para el umbral adaptativo así como para los píxeles admitidos por muestra analizada.

7.1 CONTRIBUCIONES

La solución propuesta surgió a partir de un problema de clasificación de flores [8], donde originalmente solamente se utilizaban muestras de flores para determinar un tipo individual de flora pero gracias a la base, se modificó el planteamiento para utilizarlo en un entorno distinto al original. En este caso, utilizarlo para generar inventarios forestales donde una muestra de una zona forestal, es recortada por colores para posteriormente y almacenada en una carpeta que corresponde al color detectado de la especie arbórea. Posteriormente en cada carpeta de la especie detectada, hace un análisis de la información de la muestra para generar un modelo o conjunto de datos que sirve para almacenar la información general de todas las muestras y sirva como base para detectar especies arbóreas en las muestras originales.

Las muestras son generadas utilizando parámetros de umbral óptimo que permitan detectar la mayor cantidad de especies, estos valores son obtenidos a través de distintos experimentos jugando con valores de umbralización y los píxeles permitidos por cada muestra. Para obtener los valores, los experimentos como la umbralización y píxeles permitidos del capítulo 6, reflejan en las figuras 6.4 y 6.5 que porcentajes obtienen la mayor cantidad de especies de árboles en cada experimento, lo cual sirve para tener un criterio de que valores son útiles para la solución propuesta.

El software desarrollado se realizó con el aprendizaje máquina y la visión computacional como innovación a las técnicas ya existentes para generar inventarios forestales, no obstante, el software desarrollado también genera una solución eficiente que pueda ahorrar tiempos y costos en comparación a las técnicas tradicionales. Los métodos tradicionales son bastante costos y tardados por la complejidad de recolectar muestras además de lo que implica viajar con un equipo profesional a las zonas forestales. Por tal, la solución propone reducir tiempos y automatizar tareas de la generación de inventarios forestales utilizando el procesamiento de imágenes y la clasificación de muestras a partir de la visión computacional.

Esta solución además, está desarrollada con el lenguaje Python en su versión 3, la cual no requiere de muchos recursos para ejecutarse, sin embargo, la ejecución y el tiempo de resultados dependerá en gran medida del equipo en que se ejecute. Esto último puede que no sea una limitante debido a que las computadoras actuales ya son bastante eficientes para ejecutar software que requieran especificaciones técnicas muy exageradas, sin embargo, esto último si es un factor a considerar en cuanto al tiempo de procesamiento para garantizar que esta pueda ser ejecutada sin muchos inconvenientes.

En cuanto a la parte técnica de la solución, el software desarrollado se apoya de bibliotecas de la figura 7.1, mismas que están documentadas por versión en el repositorio donde se alojan los scripts utilizados para la generación del inventario forestal y la tesis escrita [12].

Cuadro 7.1: Bibliotecas utilizadas en el software desarrollado

Biblioteca	Versión
Scikit	0.23.2
OpenCV	4.4.0
Scipy	1.5.2
Pillow	7.2.0
Numpy	1.19.1

7.2 TRABAJO A FUTURO

La solución propuesta en la tesis no está sujeta a un objetivo en particular, como es descrito en la sección 7.1, por lo que bien podría tomar otro objetivo si así se requiere. La visión computacional tiene tantas aplicaciones que limitarla a un objetivo sería desperdiciar su potencial, por lo que el objetivo que tome, debe ser enfocado a utilizarse con propósitos de automatizar algún procedimiento manual o que implique el análisis abstracto de imágenes por medio de la visión. No obstante, esta solución, aunque es eficiente, puede ser mejorada si se encuentran métodos óptimos para encontrar parámetros exactos en relación a los umbrales, tamaño de imágenes y una arquitectura de la solución que pueda aprovechar todos los recursos de la computadora para generar lo más rápido posible, un resultado.

En general, también podrían reducirse algunos procesos e ir recopilando cada el resultado de cada fase para aumentar la productividad del algoritmo e ir generando secuencialmente la solución que se vaya a implementar.

Otra de las cosas que se podría estudiar de mejor forma, sería la robustez de la solución propuesta, esto con apoyo de la recolección de más muestras, capturar muestras en distintas fechas y utilizar distintas alturas en vuelos para obtener una mejor perspectiva de la zona forestal que se va analizar.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] AGUILAR, F., A. NEMMAOUI y A. ROMEO (2019), «Fusión de nubes de puntos de escáner láser terrestre y fotogrametría aérea basada en imágenes de drones para el inventario de bosques mediterráneos», *Dyna (Bilbao)*, págs. 131–136.
- [2] ARÉVALO, J., L. DE NASCIMENTO, S. FERNÁNDEZ-LUGO, J. MATA y L. BERMEJO (2011), «Grazing effects on species composition in different vegetation types (La Palma, Canary Islands)», *Acta Oecologica*, **37**(3), págs. 230–238.
- [3] BOSQUET, B., M. MUCIENTES y V. M. BREA (2020), «STDnet: Exploiting high resolution feature maps for small object detection», *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, **91**, pág. 103 615.
- [4] GONZALEZ, R. C. (1987), *Digital Image Processing*, ISBN: 0201110261.
- [5] GUO, Y., Z.-Y. LI, E.-X. CHEN y X. ZHANG (2011), «The study of parallel KNN in the identification of forest type based on multi-spectral data», en *2011 International Conference on Computer Science and Service System (CSSS)*, IEEE, págs. 4113–4115.
- [6] HARALICK, R. M., K. SHANMUGAM y I. H. DINSTEIN (1973), «Textural features for image classification», *IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics*, (6), págs. 610–621.
- [7] HUA, X., X. WANG, T. RUI, H. ZHANG y D. WANG (2020), «A fast self-

- attention cascaded network for object detection in large scene remote sensing images», *Applied Soft Computing*, **94**, pág. 106 495.
- [8] ILANGO, G. (2017), «Image Classification using Python and Scikit-learn», URL <https://gogul.dev/software/image-classification-python>.
- [9] MALLEUX ORJEDA, J. (1982), «Inventarios forestales en bosques tropicales», *Lima: Universidad Nacional Agraria*.
- [10] NIÑO, M. y A. ILLARAMENDI (2015), «Entendiendo el big data: antecedentes, origen y desarrollo posterior», *DYNA New Technologies*, **2**(1).
- [11] PELZ, D. R. (1977), «Simulation models of forest resource management», *Informe técnico*, Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE).
- [12] RAMÍREZ, J. A. (2020), «Inventarios forestales a través del procesamiento de imágenes», URL <https://github.com/arcantu97/Tesis-Arboles>.
- [13] RINCÓN, F. D. Y., R. E. H. GARCÍA, N. L. RAMÍREZ, D. F. SERRATO, J. M. C. GARCÍA, X. FREDDY y G. LASSO (2015), «Evaluación de tres productos de sensores remotos para la actualización de inventarios de árboles urbanos», *Universidad Autónoma de Ciudad Juárez (UACJ)*.
- [14] SHEN, L., M. YAN, G. WU y X. SU (2020), «Individual Tree Location Detection by High-Resolution RGB Satellite Imagery in Urban Area», en *Proceedings of the 2020 International Conference on Computing, Networks and Internet of Things*, págs. 139–143.
- [15] SUCAR, L. E. y G. GÓMEZ (2011), «Visión computacional», *Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica. México*, **2**(1).
- [16] VAZQUEZ, J. y C. LUNA (2006), *Umbral adaptativo para la detección de objetos en movimiento usando visión computacional*, ISBN: 8481029645.

- [17] YAHYA, Y. y R. ISMAIL (2017), «Computer simulation of tree mapping approach to project the future growth of forest», en *Proceedings of the 11th International Conference on Ubiquitous Information Management and Communication*, págs. 1–7.

RESUMEN AUTOBIOGRÁFICO

José Angel Ramírez Cantú

Candidato para obtener el grado de
Ingeniería en Tecnología de Software

Universidad Autónoma de Nuevo León
Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica

Tesis:

**INVENTARIO FORESTAL A TRAVÉS DE PROCESAMIENTO DE
IMÁGENES**

Nací el 26 de Febrero de 1997, en la ciudad de Monterrey, Nuevo León, soy el menor de tres hijos de José Angel Ramírez Gallegos y Bertha Alicia Cantú Tamez. Actualmente trabajo como Android Developer en Linkaform, sin embargo, me apasiona trabajar en proyectos de Inteligencia Artificial y Visión Computacional, siendo estas dos últimas, el propósito de mi trabajo de tesis para el grado de Ingeniero en Tecnologías de Software.



Angel R. <arcantu97@gmail.com>

Tesis licenciatura

4 mensajes

Angel Ramírez Cantú <arcantu97@gmail.com>

Para: srodriguez090444@gmail.com

27 de octubre de 2020, 10:27

Buen día doctora, le adjunto la tesis en formato pdf para que pueda echarle un vistazo, saludos.

Enviado desde mi iPhone

Angel Ramírez Cantú <arcantu97@gmail.com>

Para: srodriguez090444@gmail.com

27 de octubre de 2020, 10:28

Aquí el documento, al parecer no se adjuntó en el correo pasado.

Enviado desde mi iPhone

> El 27 oct 2020, a la(s) 10:27, Angel Ramírez Cantú <arcantu97@gmail.com> escribió:

>
> Buen día doctora, le adjunto la tesis en formato pdf para que pueda echarle un vistazo, saludos.
>
>
>
>
> Enviado desde mi iPhone

MiTesis.pdf
1939K

Sara RODRIGUEZ SANCHEZ <srodriguez090444@gmail.com>

Para: Angel Ramírez Cantú <arcantu97@gmail.com>

28 de octubre de 2020, 10:56

Pocas son las observaciones, sin embargo no me quedó claro, cómo hacen los conteos de árboles?

On Tue, Oct 27, 2020 at 10:29 AM Angel Ramírez Cantú <arcantu97@gmail.com> wrote:

Aquí el documento, al parecer no se adjuntó en el correo pasado.

Enviado desde mi iPhone

> El 27 oct 2020, a la(s) 10:27, Angel Ramírez Cantú <arcantu97@gmail.com> escribió:

>
> Buen día doctora, le adjunto la tesis en formato pdf para que pueda echarle un vistazo, saludos.
>
>
>
>
> Enviado desde mi iPhone

--
Sara Verónica Rodríguez Sánchez,
Graduate Program in Systems Engineering,
FIME-UANL, AP-111-F, Cd. Universitaria
San Nicolás de los Garza, NL 66450, México
Tel. (0052) 8183294020 ext.1610
Mobil. (0052) 8119654142
srodriguez090444@gmail.com

 **MiTesis (1).pdf**
19487K

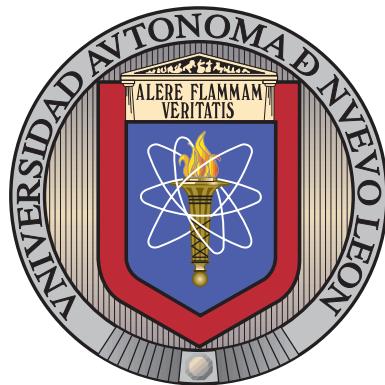
Angel R. <arcantu97@gmail.com>
Para: Sara RODRIGUEZ SANCHEZ <srodriguez090444@gmail.com>

28 de octubre de 2020, 13:40

Buenas tardes doctora Sara, agradezco su tiempo para hacerme las revisiones en la plantilla de tesis que escribí. Contestando a su pregunta, el conteo de los árboles se hace mediante una variable contadora que se va incrementado de acuerdo a la especie detectada en la fase de detección descrita en la tesis, para efectos prácticos, decidí que estos contadores fueran representados una vez termina la fase de detección en forma de gráfica de pastel, sólo para el caso de algunos experimentos lo represente en forma de histograma debido a que se comparaban los resultados del mismo experimento con distintos valores, como en la fase de experimentación.

[El texto citado está oculto]

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN
FACULTAD DE INGENIERÍA MECÁNICA Y ELÉCTRICA
SUBDIRECCIÓN ACADÉMICA



INVENTARIO FORESTAL A TRAVÉS DE
PROCESAMIENTO DE IMÁGENES

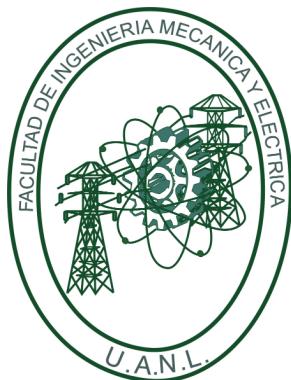
POR

JOSÉ ANGEL RAMÍREZ CANTÚ

COMO REQUISITO PARCIAL PARA OBTENER EL GRADO DE
INGENIERÍA EN TECNOLOGÍA DE SOFTWARE

FEBRERO 2021

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN
FACULTAD DE INGENIERÍA MECÁNICA Y ELÉCTRICA
SUBDIRECCIÓN ACADÉMICA



INVENTARIO FORESTAL A TRAVÉS DE
PROCESAMIENTO DE IMÁGENES

POR

JOSÉ ANGEL RAMÍREZ CANTÚ

COMO REQUISITO PARCIAL PARA OBTENER EL GRADO DE
INGENIERÍA EN TECNOLOGÍA DE SOFTWARE

FEBRERO 2021

Universidad Autónoma de Nuevo León
Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica
Subdirección Académica

Los miembros del Comité de Tesis recomendamos que la Tesis «Inventario Forestal a través de procesamiento de imágenes», realizada por el alumno José Angel Ramírez Cantú, con número de matrícula 1628685, sea aceptada para su defensa como requisito parcial para obtener el grado de Ingeniería en Tecnología de Software.

El Comité de Tesis

Dra. Satu Elisa Schaeffer

Asesora

Dra. Sara Elena Garza Villarreal

Revisora

Dra. Sara Verónica Rodríguez Sánchez

Revisora

Vo. Bo.

Dr. Fernando Banda Muñoz

Subdirección Académica

ÍNDICE GENERAL

Agradecimientos	x
Resumen	xii
1. Introducción	1
1.1. Motivación	3
1.2. Hipótesis	3
1.3. Objetivos	3
1.3.1. Objetivo general	3
1.3.2. Objetivos específicos	4
1.4. Estructura	5
2. Antecedentes	6
2.1. Antecedentes históricos	7
2.2. Descriptores de características globales	8
2.2.1. Color	8
2.2.2. Forma	9

2.2.3. Textura	10
2.3. Descriptores de características locales	11
2.4. Uso de los descriptores	12
3. Estado del arte	13
3.1. Investigaciones relacionadas	13
3.2. Comparación de trabajos	15
3.2.1. Comparaciones	16
3.2.2. Áreas de oportunidad	17
4. Solución propuesta	19
4.1. Fase de recolección de muestras	19
4.2. Muestras recolectadas	20
4.2.1. Análisis de muestras	21
4.2.2. Información no útil	22
4.3. Fase de procesamiento de muestras	23
4.3.1. Recortando muestras	23
5. Desarrollo de la solución	26
5.1. Fase de entrenamiento	28
5.2. Fase de detección	30
5.3. Fase de combinación	31

6. Experimentos	33
6.1. Diseño experimental	34
6.2. Resultados	36
6.2.1. Misma cantidad de especies por clase	36
6.2.2. Cantidad total de especies por tamaño de clase	37
6.2.3. Misma cantidad de especies utilizando espejos de muestras . .	38
6.2.4. Umbralización	39
6.2.5. Píxeles permitidos	40
6.3. Discusión	41
7. Conclusiones	43
7.1. Contribuciones	44
7.2. Trabajo a futuro	46

ÍNDICE DE FIGURAS

1.1.	Mapa de Trinidad	2
1.2.	Mapa de Cilantrillo	2
2.1.	Histograma de color	8
2.2.	Formas de cada especie arbórea.	9
2.3.	Comparación de texturas.	10
4.1.	Comparación de muestras	21
4.2.	Resultado de remover píxeles	22
4.3.	Muestra con anotaciones	23
4.4.	Isla separada por color	24
4.5.	Rectángulo del interior de una isla	25
5.1.	Fases del desarrollo de la solución	27
5.2.	Clasificación de especies arbóreas en una muestra	30
5.3.	Combinación de detección y una muestra original	31
5.4.	Comparación de anotaciones	32

6.1. Porcentaje de especies por clase	36
6.2. Porcentaje de especies totales por clase	37
6.3. Porcentaje de mismas especies por clase	38
6.4. Comparación de umbralización	39
6.5. Comparación de píxeles permitidos	40

ÍNDICE DE TABLAS

3.1. Comparación de trabajos frente al desarrollado. Donde ✓ indica que cumple con esta característica y ✗ no cumple con esta característica.	16
6.1. Especificaciones técnicas del equipo de cómputo	41
7.1. Bibliotecas utilizadas en el software desarrollado	45

AGRADECIMIENTOS

Quiero agradecer a la Dra. Elisa, por el apoyo, el conocimiento y el tiempo que invirtió durante el desarrollo de mi tesis para poder hacer una gran investigación. Al Dr. Manuel Jiménez, por el material brindado además de los aportes que hizo para complementar la tesis y al Fondo Sectorial de Investigación Ambiental SEMARNAT-CONACYT con No. de proyecto 263080.

A mis padres, José Angel y Bertha Alicia, quienes siempre me motivaron a seguir adelante y son el motor de mi vida. A mis hermanas y sobrinos por su gran apoyo en todo momento, a mis abuelos Sara y José Reyes que siempre me motivaron a crecer como persona y alcanzar la meta de superarme.

Mención especial a mi abuelo Reyes (QEPD), quien en todo momento, incluso meses antes de fallecer, siempre me apoyó y esperó que diera todo de mí para ser alguien mejor de lo que él fue.

RESUMEN

José Angel Ramírez Cantú.

Candidato para obtener el grado de Ingeniería en Tecnología de Software.

Universidad Autónoma de Nuevo León.

Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica.

Título del estudio: INVENTARIO FORESTAL A TRAVÉS DE PROCESAMIENTO DE IMÁGENES.

Número de páginas: 49.

OBJETIVOS Y MÉTODO DE ESTUDIO: El objetivo de la investigación es generar inventarios forestales r medio de muestras recolectadas en el área del Cilantrillo y Trinidad a través el procesamiento de imágenes, la visión computacional y el aprendizaje máquina, donde a partir de un modelo generado por el entrenamiento, se pueda detectar y marcar por color, cada especie de arból detectada en una muestra.

El método de estudio pretende entender la importancia de la visión computacional y el aprendizaje máquina en sectores que tienen otras finalidades, como lo son las ciencias forestales, que es donde se realizan inventarios forestales, cómo generar un inventario forestal y qué clase de muestras son las que pueden ser utilizadas para generar un inventario forestal.

CONTRIBUCIONES Y CONCLUSIONES: Durante la investigación se explica el funcionamiento del algoritmo que generará inventarios forestales usando el procesamiento de imágenes. Este algoritmo propone una solución eficiente y menos costosa en comparación a las técnicas manuales. La solución propuesta está compuesta de un algoritmo de seis fases en las cuales se trata a las muestras para un propósito distinto en cada una de ellas.

Además de proponer una solución eficiente, esta solución ahorra tiempos tanto de procesamiento, así como los tiempos utilizados para capturar muestras en las zonas que se pretende generar el inventario forestal. Esto último está solventado por un umbral óptimo que ayuda a poder determinar la mayor cantidad de especies en una región o área en la que se desea generar el inventario forestal.

La solución propuesta concluye en que el algoritmo obtiene un mejor rendimiento si se utiliza la cantidad total de muestras generadas por especie de árbol, además de esto, si se combina con un porcentaje óptimo de umbralización y un porcentaje adecuado de píxeles admitidos, permitirá detectar la mayor cantidad de especies posibles considerando las muestras recolectadas.

Firma de la asesora:

Dra. Satu Elisa Schaeffer

CAPÍTULO 1

INTRODUCCIÓN

Analizar y cuantificar todo un inventario forestal puede tomar mucho tiempo, puede tender a fallar por una u otra razón, por lo que la falla humana está presente en todo momento, más sin embargo, las tecnologías que hoy en día se han desarrollado además de distintos ámbitos de la ciencia pueden ayudar a automatizar tareas y reducir el índice de error humano.

El *aprendizaje máquina*¹ es precisamente uno de los campos de la *inteligencia artificial*² que permite resolver esta clase de problemas, ya que gracias al aprendizaje supervisado se pueden usar técnicas de agrupamiento para clasificar distintas especies de árboles por medio de muestras recolectadas. En análisis de recorridos por drones, el enfoque está dirigido al área forestal dado que se puede utilizar el aprendizaje máquina para la gestión del inventario forestal, ayudando a reducir el fallo humano y optimizando las tareas de clasificación de especies arbóreas.

Para llevar a cabo la tarea de clasificar las especies arbóreas, se recolectan muestras de las zonas del Cilantrillo y La Trinidad en Nuevo León. Estas zonas cuentan con distintas zonas especies arbóreas como lo son: *Abies*, *Encino* y *Pino*.

¹Campo de la inteligencia artificial que desarrolla algoritmos capaces de aprender por medio de información.

²Ciencia encargada de desarrollar algoritmos capaces de imitar capacidades humanas.

En las figura 1.1 se aprecia la zona de Trinidad desde distintas alturas en el mapa, el rectángulo azul en la figura es la zona sobre la que se hizo el recorrido.



Figura 1.1: La Trinidad, Santiago, Nuevo León (25.225939, -100.1431609).

En las figura 1.2 se aprecia la zona de Trinidad desde distintas alturas en el mapa, el rectángulo azul en la figura es la zona sobre la que se hizo el recorrido.

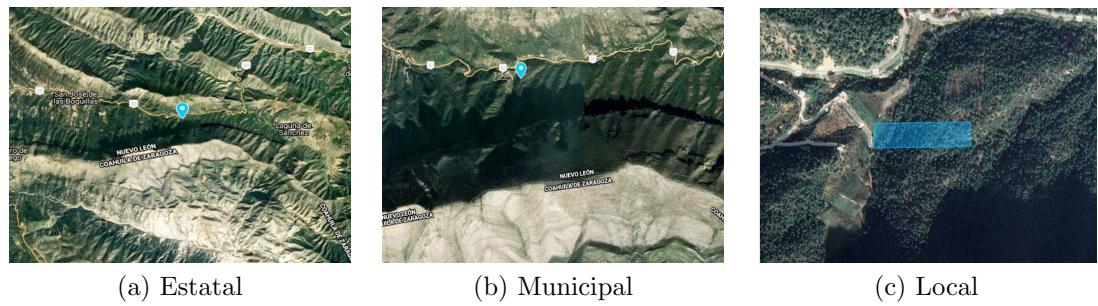


Figura 1.2: El Cilantrillo, Montemorelos, Nuevo León (25.3523418, -100.3463186).

1.1 MOTIVACIÓN

Pese a que ya existen mecanismos de detección de objetos, muchos de ellos no funcionan con la precisión o la meta que deseamos, puesto que no se enfocan en un objetivo en particular, más sin embargo, la investigación se enfocas puramente en la detección de especies arbóreas utilizando muestras recolectadas en las zonas del Cilantrillo y Trinidad.

1.2 HIPÓTESIS

Se sabe que el procesamiento de imágenes tiene como finalidad enfocarse en la búsqueda de un elemento en particular, las especies arbóreas (presente trabajo) se plantea demostrar que el procesamiento de imágenes permitiría reducir tiempos de recorrido a pie y optimizar costos en cuanto a la realización de inventarios forestales por medio de técnicas tradicionales.

1.3 OBJETIVOS

En esta sección se establece el objetivo general y los objetivos específicos sobre los que se enfoca la tesis.

1.3.1 OBJETIVO GENERAL

El objetivo de realizar el inventario forestal por medio del procesamiento de imágenes tiene un propósito más práctico que técnico. El algoritmo permitiría a quienes se encarguen de analizar las zonas forestales, reducir el tiempo invertido en aplicar técnicas tradicionales por técnicas de procesamiento de imágenes.

Estas técnicas basadas en el aprendizaje máquina, el cual permitir generar un inventario forestal mediante el recorrido de un dron y a su vez, analizarlo por medio de la inteligencia artificial con la finalidad de indicar las cantidad de especies reconocidas sobre una zona.

1.3.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Realizar un algoritmo capaz de detectar específicamente los árboles y su especie arbórea.
- El algoritmo debe extraer la información de un conjunto de especies arbóreas, mismas que servirían como modelo para una fase posterior de detección de especies arbóreas.
- El algoritmo debe ser capaz de detectar por si mismo las especies encontradas en cada una de las muestras recolectadas.

1.4 ESTRUCTURA

El contenido de la investigación se ~~va a~~ divide en siete capítulos, donde cada uno de ellos tiene un propósito distinto. Con el propósito de hacer más breve y entendible la investigación, se desglosa cada uno de los capítulos con el contenido que se puede esperar de cada uno de ellos.

En el capítulo 2 expone algunos antecedentes que han surgido a lo largo de la historia respecto a los inventarios forestales, así como las características más importantes sobre las que trabaja el procesamiento de imágenes.

En el capítulo 3 se hace la comparación de algunos trabajos relacionados con la detección de objetos y el procesamiento de imágenes, también analiza un poco cuales son los aspectos fundamentales que se desarrollan en la investigación.

En el capítulo 4 hace un vistazo a las muestras sobre las que se está trabajando además de la explicación de la primera fase de la investigación, el procesamiento de muestras.

En el capítulo 5 expone las fases restantes de la investigación, las cuales corresponden a el entrenamiento, la detección y la combinación respectivamente.

En el capítulo 6 discute los resultados posteriores a la ejecución del algoritmo. Por último en el capítulo 7 se presenta una conclusión respecto a la investigación desarrollada.

CAPÍTULO 2

ANTECEDENTES

Hoy en día existen diversas tecnologías que acaparan la atención por su funcionalidad y la interacción que tienen con procesos cotidianos, pero también existen tecnologías capaces de sustituir habilidades que sólo podrían ser propias de un ser humano, es por eso que en la presente investigación se está trabajando con el aprendizaje máquina y su aplicación en el análisis de zonas forestales.

Como se mencionó antes, el aprendizaje máquina hace uso de muestras para identificar las especies arbóreas según su clase, sin embargo, el proceso de etiquetar o identificar objetos por medio de aprendizaje máquina lleva por nombre *clasificación de imágenes*¹.

El *procesamiento de imágenes*² analiza por medio de características como: *forma, color, bordes, textura* cuando se utiliza en conjunto con el aprendizaje máquina. Sin embargo, las características dependen en gran medida del objetivo ya que no todas las características aportan información relevante para el procesamiento y clasificación. Las características utilizadas en el análisis de especies arbóreas se clasifican en características locales y características globales.

¹Es una técnica del aprendizaje máquina que consiste en identificar un objeto por medio de propiedades o características propias de un elemento.

²Su función es capturar y procesar por medio de imágenes la información más relevante.

2.1 ANTECEDENTES HISTÓRICOS

El procesamiento de imágenes surge en el año 1920 de los primeros intentos de transmisión de imágenes por medio de un cable transatlántico usando códigos telegráficos, permitiendo la codificación de una imagen en cinco niveles de gris para posteriormente, en 1929, el ya mencionado sistema de transmisión permitía codificar a quince niveles de gris, a su vez, este sistema redujo el tiempo de transmisión de imágenes a quince minutos [4].

El aprendizaje máquina surge a principios del año 1990 como un proceso para la extracción de información y modelos de predicción, esto último fue bastante utilizado por los sectores bancarios, que eran los que mayormente le sacaban un provecho a la hora de tomar decisiones [10].

La *visión computacional*³ llevaba bastante más tiempo que había sido desarrollada, pero no empleada; y es que en el año 1960 es cuando la inteligencia artificial apenas se estaba desarrollando y fue cuando se planteo el como es que una computadora iba a razonar como lo haría una persona. Los problemas recaen sobre factores de innovación y procesamiento de imágenes automático. No obstante, en la sección 2.2 descriptores de características, describe a detalle como es que la visión computacional hace uso de ellas [15].

Por otro lado, los *inventarios forestales* surgen como respuesta a ciertas interrogantes como lo son el manejo sostenible de un bosque y los elementos que lo conforman. Estos se definen como sistemas de recolección de características del área sobre el que se trabaja [9].

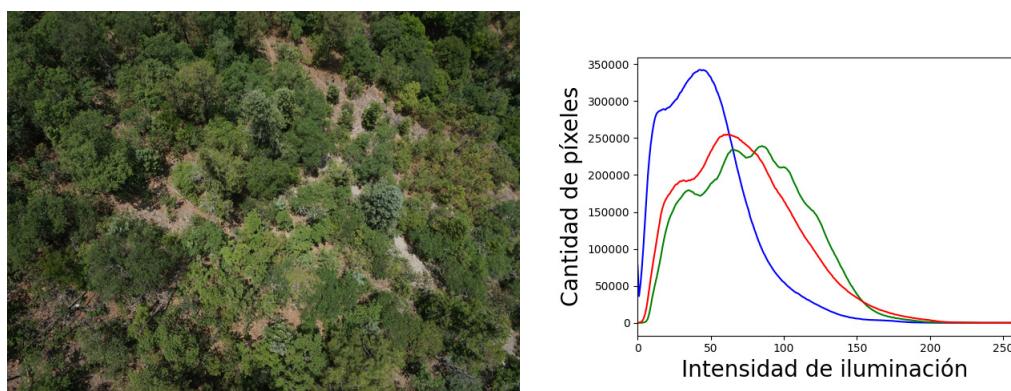
³Técnica de la inteligencia artificial que intenta emular la capacidad visual de los humanos.

2.2 DESCRIPTORES DE CARACTERÍSTICAS GLOBALES

La idea de que el color presente en las muestras recolectadas sea el único diferenciador de una especie respecto a otra es un pensamiento incorrecto debido a que además de este criterio, existen otros criterios que permiten apreciar e identificar las características de una especie arbórea, no obstante, estas características pueden ser útiles en otras fases de la investigación.

2.2.1 COLOR

La característica de clasificación de color hace uso del *histograma de color*⁴, aunque también se puede hacer uso de la *estadística de canal de color*⁵ aunque en este caso, se omite la última. Los histogramas de color suelen ser utilizados por ejemplo, en motores de búsqueda de imágenes para encontrar correlaciones de distribuciones de colores similares. También pueden ser visualizados en forma de gráficas de intensidad de la distribución del valor de un *pixel*⁶.



(a) Muestra utilizada (b) Histograma generado
Figura 2.1: Histograma de color generado con las bibliotecas `matplotlib` y `OpenCV`.

⁴Cantidad de pixeles en listas de rangos de colores presentes en una imagen.

⁵Muestran la distribución de píxeles presentes en una imagen.

⁶Es la unidad básica más pequeña de las imágenes.

2.2.2 FORMA

La característica de forma cuenta también con varias métricas, se hace énfasis en los *momentos de una imagen*. Los momentos de una imagen son los pesos promedio de la intensidad de píxel sobre una imagen.



Figura 2.2: Formas de cada especie arbórea (verde: Abies, azul: Pino, amarillo: Encino).

Por ejemplo, el canal I de una imagen contiene una intensidad en los ejes (x, y) dados por la ecuación $I(x, y)$ donde $I(x, y)$ hace referencia una imagen binaria donde sólo es posible tomar un valor cero o uno. En otras palabras, los momentos de una imagen son un conjunto de siete números calculados del movimiento central que son invariantes para las transformaciones de una imagen

$$M = \sum_x \sum_y I(x, y). \quad (2.1)$$

La ecuación 2.1 obtiene la sumatoria de la intensidad de todos los píxeles, es decir, la sumatoria se hace con base únicamente en la intensidad de los píxeles y no con la posición dentro de una imagen.

2.2.3 TEXTURA

Esta característica tiene una gran relevancia dado que es de las más usadas al momento de identificar objetos en regiones de interés en fotografías aéreas, micrográficas y de satélite y en el presente trabajo, al identificar las muestras de los árboles. En este caso se emplea la métrica de *textura de Haralick*.

Esta métrica o conjunto de descriptores estadísticos de textura realizada por Haralick *et al.* [6], se utiliza como parte de un conjunto de descriptores estadísticos de textura para determinar 14 descriptores de textura haciendo uso de la matriz de concurrencia de los valores de intensidad de la imagen (COM).

La figura 2.3 ilustra las distintas texturas que tienen las especies arbóreas en la imagen, a simple vista algunos colores denotan ser de una especie distinta si se hace un análisis minucioso, pero en este caso, la característica de textura puede ser utilizada para diferenciar entre especies arbóreas.

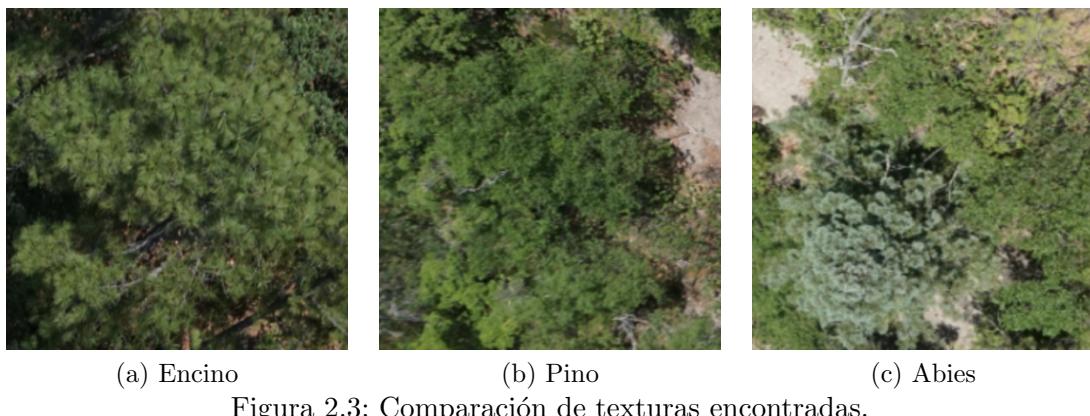


Figura 2.3: Comparación de texturas encontradas.

2.3 DESCRIPTORES DE CARACTERÍSTICAS LOCALES

Las características mencionadas en la sección 2.2 cuantifican globalmente una imagen, sin embargo, para poder determinar las características que cuantifican localmente las regiones de una imagen es necesario determinar que descriptor es el óptimo para describir los puntos de interés de una imagen completa o los puntos de interés de cierta región de la imagen.

SIFT (Característica de transformación de escala invariante) Extra la información de una imagen para posteriormente, permita adecuarla cuando se desee compararla con diferentes muestras de un objeto o escena.

SURF (Característica de acelerado robusto) Toma un vecino al rededor del punto seleccionado en la imagen y es dividido en sub-regiones para cada sub-región, la respuesta de la transformada de Wavelet es tomada y representada por esta característica.

BRIEF (Características elementales independientemente binarias robustas)
Se enfoca en la orientación de una imagen y depende del menor numero de diferencias (puntos) a su alrededor.

ORB (BRIEF Rotada y orientada rápida) Se relaciona con BRIEF debido a que esta es una fusión de la ya mencionada con un punto detector clave rápido (FAST). Para determinar estos puntos clave rápido, se utiliza FAST y posteriormente, la medida de esquinado de Harris es aplicada para encontrar los n puntos más altos. En concreto, esta característica registra la intensidad ponderada del centroide la cual está localizada en la esquina de un centro.

2.4 USO DE LOS DESCRIPTORES

Existen varias formas de utilizar los descriptores pero hay dos maneras de mezclar las características de vectores.

- Para las características globales de vector, sólo se concatena cada característica del vector para formar a una característica global del vector simple. Este enfoque se utiliza en el desarrollo de este algoritmo.
- Para las características locales del vector también puede hacerse una combinación de las características locales y globales del vector, es necesario algo llamado *modelo de la bolsa de palabras* (BOVW). Este enfoque se utiliza normalmente en constructores de vocabularios, agrupamiento de K -medias, etc.



- El *escalamiento* es también otra de los descriptores utilizados en las características de los vectores, este sirve para transformar los datos de las características en rangos específicos de cero a uno, por ejemplo. Esta característica suele ser bastante usada en máquina de soporte vectorial y en el K -vecinos cercanos (KNN) donde la distancia entre dos puntos es importante.
- La *normalización* es utilizada en los descriptores también, esta última es una técnica donde los valores son desplazados y re-escalados para que puedan alcanzar un rango entre cero y uno, a esta característica también se le conoce como *escalamiento mínimo-máximo*.

CAPÍTULO 3

ESTADO DEL ARTE

En este capítulo se explica la relación de la investigación en curso con investigaciones de otros autores, la importancia de la visión computacional y su relación con los inventarios forestales, así como los apartados que se desarrollan durante la investigación.

3.1 INVESTIGACIONES RELACIONADAS

Existen algunos trabajos que no están completamente relacionados con el objetivo de identificar especies arbóreas, pero si existen investigaciones que toman como objetivo el analizar zonas forestales.

Este artículo menciona como hacen uso de combinar datos para realizar inventarios forestales por medio de sistemas digitales aéreos de fotogrametría y escáneres láser. Con estas tecnologías, hacen una búsqueda buscando los tipos predominantes en una zona y con ayuda del *análisis de imágenes basado en objetos* se pudo admitir la delineación automática de árboles, la clasificación de especies arbóreas y la definición de atributos estructurales a nivel de árbol.

Aguilar *et al.* [1] utilizan una gran cantidad de entradas para definir manualmente la especie, no obstante, la principal diferencia es que este trabajo **no** realiza por medio de visión computacional sino por técnicas tradicionales.

Rincón *et al.* [13] tienen como meta evaluar artículos para actualizar los inventarios de árboles en un área metropolitana. En este no se trata con inteligencia artificial como tal, pero si hacen uso de tecnologías de detección como sensores remotos que permitan evaluar correctamente y obtengan la información concreta de las zonas donde habitan árboles.

Vazquez y Luna [16] tienen como objetivo detectar objetos además de hacer uso del umbral adaptativo, el cual es muy utilizado en la visión computacional.

Pelz [11] hace simulaciones para la gestión de modelos forestales que podría ser requeridos para la toma de decisiones en un sector forestal. En este artículo se hacen validaciones usando modelos generados por información de un bosque privado y un bosque estatal de Illinois, EE.UU.

Guo *et al.* [5] hacen uso de técnicas de inteligencia artificial para la identificación de especies forestales haciendo uso de multidatos espectrales tomando como punto de partida, los vecinos más cercanos (KNN) para procesar eficientemente la información recolectada y segmentar por clusters el ambiente sobre el que se trabajó.

3.2 COMPARACIÓN DE TRABAJOS

La mayoría de los trabajos citados hacen uso de otra clase de tecnología que no tiene que ver directamente con la utilizada en nuestra investigación, más sin embargo, algunos de los aspectos clave que se presentan en nuestra investigación con respecto a las investigaciones encontradas son:

Inventarios forestales Son aquellos que permiten tener un control de las especies que pueblan una zona específica.

Análisis de imágenes Es una técnica bastante utilizada hoy en día por la visión computacional para extraer datos e información de imágenes.

Visión computacional Este concepto está completamente relacionado con la inteligencia artificial, dado que es una técnica del aprendizaje máquina que busca encontrar objetos emulando la capacidad humana del reconocimiento.

Clasificación Es el acto de separar u ordenar bajo un criterio específico.

Especies Son los distintas categorías o clases de algún objeto en particular.

Zonas Es algún sector o delimitación de territorio de algún sitio, ciudad, país.

Detección de objetos Es una técnica del aprendizaje máquina que emula la capacidad humana de detectar por si sola, algún objeto por medio de la vista.

3.2.1 COMPARACIONES

En el cuadro 3.1, se desglosan que características presentes que se pueden encontrar en las investigaciones citadas y su relación con la investigación con la que se está trabajando actualmente.

Cuadro 3.1: Comparación de trabajos frente al desarrollado. Donde \checkmark indica que cumple con esta característica y \times no cumple con esta característica.

Trabajo	Inventarios forestales	Visión computacional	Detección de objetos
Aguilar <i>et al.</i> [1]	\checkmark	\times	\checkmark
Rincón <i>et al.</i> [13]	\checkmark	\times	\times
Vazquez y Luna [16]	\times	\checkmark	\checkmark
Pelz [11]	\checkmark	\checkmark	\checkmark
Guo <i>et al.</i> [5]	\times	\checkmark	\checkmark
Arévalo <i>et al.</i> [2]	\times	\checkmark	\checkmark
Hua <i>et al.</i> [7]	\checkmark	\times	\times
Bosquet <i>et al.</i> [3]	\checkmark	\times	\times
Shen <i>et al.</i> [14]	\times	\checkmark	\times
Yahya y Ismail [17]	\checkmark	\checkmark	\times
El presente trabajo	\checkmark	\checkmark	\checkmark

3.2.2 ÁREAS DE OPORTUNIDAD

En el cuadro 3.1 se puede apreciar que características tiene la investigación con respecto a la de otros autores, y es que pudiera ser que otros trabajos tengan las mismas características o al menos casi todas pero por lo que respecta a la investigación, además de generar un inventario forestal de manera eficiente y proporcionar su código, este puede ser modificado o estudiado con otros propósitos sin necesidad de esperar una retribución de por medio debido a que es un software libre.

Por otro lado, también se puede apreciar que el trabajo de Guo *et al.* [5] tiene las mismas características que el método propuesto, sin embargo va orientado a otro objetivo, que es tomar decisiones. Sin embargo, las herramientas descritas en el artículo no son de uso gratuito, permitiendo así, otorgar la ventaja de que la investigación sea de licencia abierta respecto a esta investigación.

En lo que respecta a las áreas de oportunidad de la investigación, se puede destacar el aprendizaje máquina y la visión computacional como herramientas clave. Primeramente, el aprendizaje máquina permite entrenar un algoritmo cuyo producto es bastante relevante en el proceso de clasificación durante la investigación.

En el método propuesto, el aprendizaje máquina se encarga de extraer información clave de cada una de las muestras recolectadas de las zonas forestales, donde, mediante descriptores de características tanto globales como locales, se encarga de generar un archivo que contenga la información más relevante de las muestras.

Posteriormente, la visión computacional hace uso del archivo generado previamente por el aprendizaje máquina donde se encarga de clasificar cada árbol mediante una etiqueta que define a su especie por color. Esto último no ha sido aplicado en las investigaciones encontradas puesto que tienen un enfoque nulo en hacer clasificaciones de múltiples objetos de un sólo tipo, o bien, sólo se enfocan en hacer anotaciones manuales por medio de inputs previamente establecidos y esto únicamente se enfoca en comparaciones.

El inventario forestal es otro de los apartados importante en la investigación, dado que es uno de los enfoques en los que se el desarrollo de los algoritmos que se utilizan, se está tomando como punto de partida al momento de desarrollarse.

Clasificación es quizás el punto más importante de la investigación debido a que, se hace un análisis de las muestras recolectadas previamente por los drones y posteriormente, haciendo uso de la visión computacional y el aprendizaje máquina se entrena el modelo que hace la clasificación de especies arbóreas.

CAPÍTULO 4

SOLUCIÓN PROPUESTA

Habiendo conocido las características que mejor describen a los atributos del presente trabajo, se puede decir que la base del método propuesto se puede desarrollar.

4.1 FASE DE RECOLECCIÓN DE MUESTRAS

La primera fase en el desarrollo de la solución propuesta sería recolectar muestras de el objeto(s) a identificar por medio del aprendizaje máquina. Si bien es necesario tener una gran cantidad de muestras para que el presente trabajo tenga una perspectiva más amplia de lo que se necesita reconocer, también hay que considerar que se necesita información que contenga la menor cantidad de información no útil dado que esto podría sobreentrenar al modelo que se encargue de la clasificación.

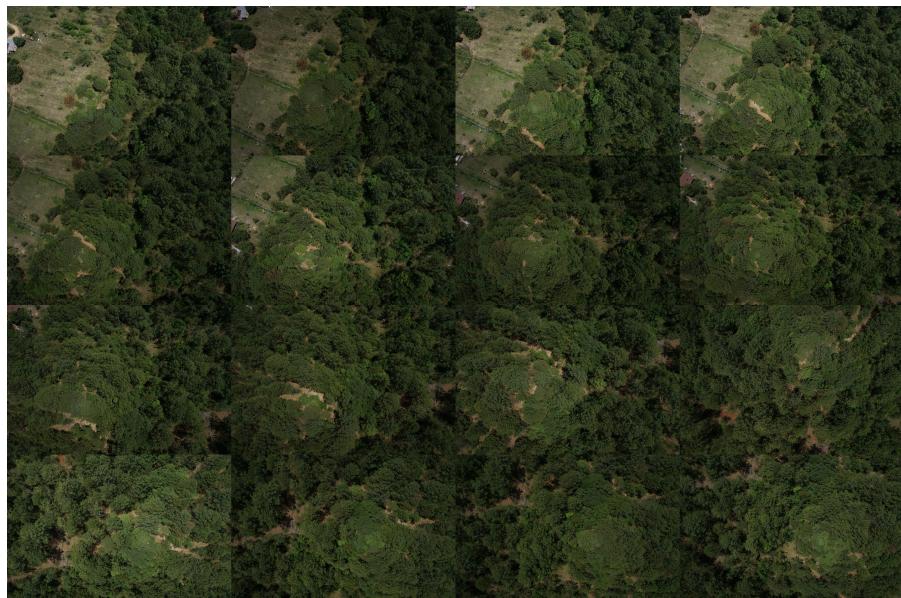
4.2 MUESTRAS RECOLECTADAS



Inicialmente, el doctor Manuel Jiménez proporcionó un repositorio con imágenes alojado en Google Drive que contenía imágenes de las zonas donde se realizó el recorrido del dron, más específicamente *Cilantrillo y Trinidad*.



(a) Ejemplo de muestras de la zona de Cilantrillo



(b) Ejemplo de muestras de la zona de Trinidad

4.2.1 ANÁLISIS DE MUESTRAS

Como se mencionó al inicio de la sección 4.2, es importante recolectar una gran cantidad de muestras para entrenar bien el modelo, por lo que para la zona del Cilantrillo se obtienen 277 muestras y para la zona de Trinidad se obtienen 270 muestras. Esta cantidad de muestras es suficiente para entrenar bien el modelo desarrollado y que sea capaz de reconocer los distintos tipos de árbol, más sin embargo, en cada imagen se puede apreciar información que no es útil y puede sobreentrenar el modelo, perjudicando de forma que este detecte más en concreto, el suelo como un tipo de árbol.

La información de cada muestra es analizada píxel por píxel, por lo que a simple vista se puede percibir la clase de información que contiene cada muestra, pero el analizar cada una de ellas llevaría demasiado tiempo, por lo que, se puede concluir que hay píxeles dentro de ellas que no sean útiles.

En la figura 4.3 y 4.4 se muestra un ejemplo de cómo se verían las muestras que son de utilidad y destacando que el siguiente capítulo define el procedimiento realizado para poder obtener muestras útiles.



Figura 4.1: Comparación de muestras donde se aprecia una útil de una no útil.

4.2.2 INFORMACIÓN NO ÚTIL

En cada una de las muestras recolectadas está presente el suelo ya que es una imagen capturada por un drone, sin embargo, el suelo forma parte de la información que se necesita remover de las muestras para no sobre entrenar a el modelo de reconocimiento previamente desarrollado.

Para efectos prácticos, se declaran los colores de las especies arbóreas, esto con el fin de decirle a el método propuesto que información no debe remover de las muestras. A su vez se tiene que declarar que la información se reemplaza con píxeles transparentes. Cabe destacar que nuestras imágenes no cuentan con un canal de transparencia, mismo que es necesario para llevar a cabo el método propuesto de reemplazar la información, por lo que se tiene que convertir cada muestra primero, a un formato .png para que la muestra admita este canal. Después se convierte la muestra a un canal RGBA (rojo, verde, azul y transparencia, siglas en inglés).

Una vez que la muestra tenga el canal transparente, se recorren todos los píxeles de la imagen con el fin de encontrar y asignar a una variable, todos los pixeles que no correspondan con los colores de los árboles y posteriormente, descartar estos píxeles con el fin de guardar la muestra con la información útil como se muestra en la figura 2.5.



Figura 4.2: Resultado de remover píxeles

4.3 FASE DE PROCESAMIENTO DE MUESTRAS

Una vez recolectadas las muestras con información relevante, se procede a entrenar a el modelo con esa información para que sea en fases posteriores este sea capaz de entender y clasificar donde estén presentes las especies arbóreas almacenadas en el modelo. La forma de organizar cada muestra para un correcto entrenamiento es mediante la separación de cada especie por su color correspondiente, es decir, separando las especies de color azul en una carpeta, los verdes y los amarillos en su carpeta correspondiente consecuentemente.

4.3.1 RECORTANDO MUESTRAS

Primeramente hay reconocer las secciones o partes de la muestra que son de interés, en este caso, se trabaja con los colores, específicamente los de cada especie de árbol. En todas las muestras, se tienen tres colores: [verde, amarillo, azul]. Estos colores indican que colores tienen una anotación válida para recortar.



Figura 4.3: Muestra con anotaciones

En la figura 4.6 se aprecia que tiene secciones delimitadas por colores, por lo que se recorre la muestra por píxeles hasta encontrar la zona que esté dentro del rango de colores previamente establecido.

La idea de hacer recortes de las anotaciones por colores es de agilizar el procedimiento a la hora de entrenar el modelo con todas las muestras. Cada muestra a su vez, tiene un porcentaje de admisión que permite establecer si la anotación cumple o no con los criterios establecidos.

Ya con las muestras de colores obtenidas, se procede a separar por islas de acuerdo al color que este establecido. Se separa por color verde, amarillo y azul, cada color en una carpeta distinta para tener mayor control de las islas capturadas.



Figura 4.4: Isla separada por color

En la figura 4.7 se aprecian las islas separadas por color, en cada una de estas muestras, se hacen recortes interiores de cada zona recortada para que se procesen de mejor forma por el modelo que se entrena.

Los rectángulos generados por medio de las islas tienen un tamaño fijo de 150 × 150, donde a su vez, cada 25 píxeles, se va buscando rectángulos con un porcentaje de 0.005 píxeles no transparentes.

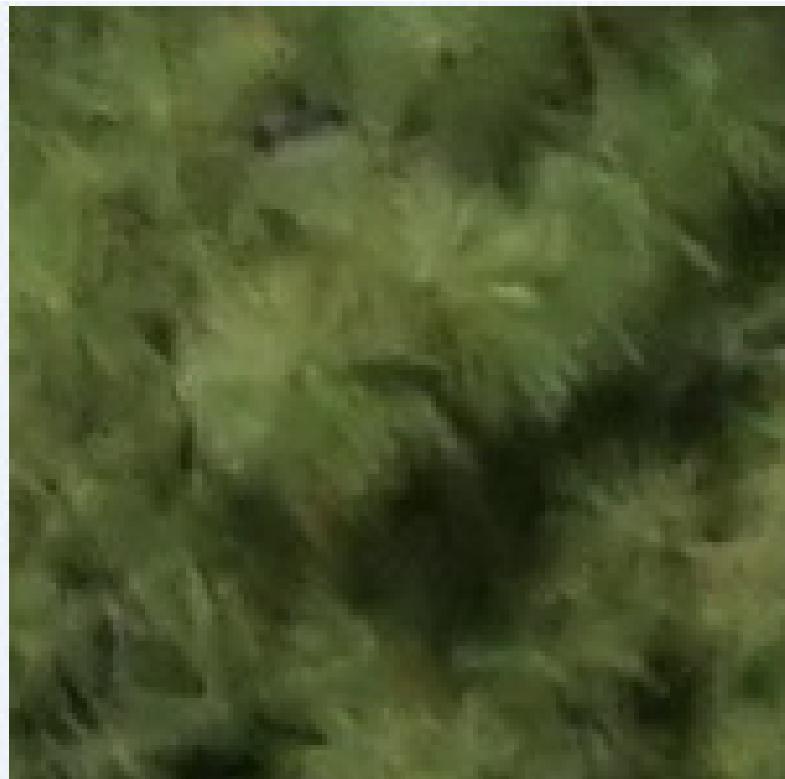


Figura 4.5: Rectángulo del interior de una isla

En la figura 4.8 se puede apreciar uno de los rectángulos generados por medio de una muestra. Estos no sólo se quedan como tal fijos, sino que se rotan en tres orientaciones, 90, 180 y 270, permitiendo que el conjunto de datos generado esté compuesto por distintos ángulos de la muestra y permita tener mejor perspectiva de lo que se utiliza.

CAPÍTULO 5

DESARROLLO DE LA SOLUCIÓN

Recapitulando las fases anteriores, se conoce que a partir de obtener muestras, estas pueden ser procesadas con la finalidad de generar un modelo que permita detectar las especies en una fase posterior haciendo uso del mismo. Sin embargo, es necesario recordar que previo a esta fase, hay algunas fases que intervienen como la fase de recortar por islas y generar los rectángulos que serán utilizados en el modelo, por tanto, la figura 5.1 de la página 27 detalla las fases y su sucesión en el desarrollo de la solución.

La figura 5.1 de la página 27 también permite visualizar las fases posteriores a lo explicado en el capítulo 4, donde se puede percibir que las fases siguientes cobrarían importancia a la hora de visualizar el resultado de todas las fases en conjunto.

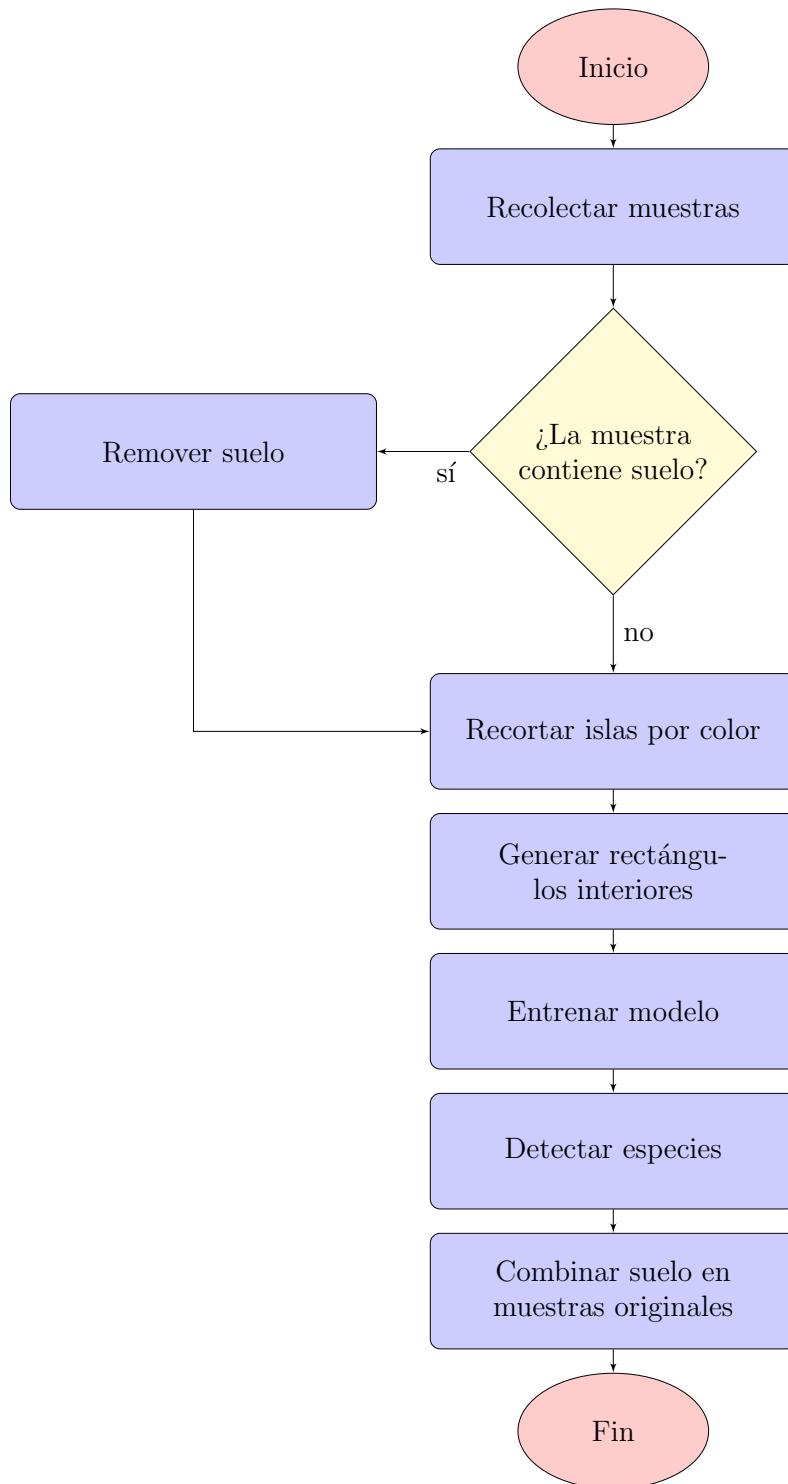


Figura 5.1: Fases del desarrollo de la solución

5.1 FASE DE ENTRENAMIENTO

Originalmente se conocen las distintas especies arbóreas de la colección o conjunto de imágenes, pero al momento de clasificar, el algoritmo encargado de recorrer la carpeta que contiene las muestras útiles necesita conocer que imágenes se van a tomar en cuenta.

Lo primero se determina por medio de un arreglo es el conjunto de carpetas a buscar con los rectángulos que se generan a partir de las muestras recolectadas, es decir, el algoritmo busca en las carpetas: green, blue y yellow.

Código 5.1: Declaración de variables

```
train_labels = [ 'green' , 'blue' , 'yellow' ]  
images_per_class = 114  
global_features = []  
labels = []  
i , j = 0 , 0
```

El fragmento de código 5.1 declara las clases que se utilizan y el tamaño de muestras durante la fase del entrenamiento para posteriormente generar un conjunto que sea de utilidad. En este caso, se declara un tamaño de cinco mil muestras por clase (color) y seguido se recorre el arreglo de carpetas para ir buscando en cada muestra, las características mencionadas en la sección 2.3 donde se mencionan a las características globales.

Código 5.2: Código para entrenar modelo

```
for training_name in train_labels:  
    dire = os.path.join(train_path, training_name)  
    print('processing_directory', dire)  
    start = time.time()  
    k = 1  
    for x in range(1, images_per_class + 1):  
        filename = dire + "/image_" + str(x) + ".png"  
        image = cv2.imread(filename)  
        image = cv2.resize(image, fixed_size)  
        fv_hu_moments = fd_hu_moments(image)  
        fv_haralick = fd_haralick(image)  
        fv_histogram = fd_histogram(image)  
        global_feature = np.hstack([fv_histogram,  
                                    fv_haralick, fv_hu_moments])  
        labels.append(training_name)  
        global_features.append(global_feature)  
        i += 1  
        k += 1  
    j += 1  
end = time.time()  
print('processed_at:', end - start)
```

En el fragmento de código 5.2 se observa que al recorrer las muestras, estas se guardan en un variable local que determina el tamaño de las muestras (`images_per_class`) para posteriormente, utilizarlas al extraer las características globales. Cuando se tiene almacenada la información extraída de las muestras, se añade a un vector de características globales (`features`) en el cual se guarda un conjunto de datos que contiene la información de cada una de las muestras y posteriormente, utilizar este vector de características al momento de clasificar las especies de árbol.

5.2 FASE DE DETECCIÓN

Esta fase es la más importante de todas debido a que se utiliza el modelo generado a partir de la fase de entrenamiento. En esta fase se utilizan las características globales de extracción de características de la sección 2.3 donde se hace uso del modelo clasificador de *bosque aleatorio* (inglés: random forest)¹, donde se establece un valor estimado de árboles por cada muestra donde se vaya a probar el modelo, en la investigación se va a utilizar un valor de 100. Posteriormente se tiene que definir que utilizar la información de los modelos de características utilizadas y las etiquetas de muestras generadas a partir de ello también.



Figura 5.2: Clasificación de especies arbóreas en una muestra

Tal y como se muestra en la figura 5.2 se puede notar como una especie es detectada según su color a lo largo de una muestra, no obstante, se destaca que cada especie también tiene encima de su cuadro un nombre distinto debido a que las especies arbóreas con las que se trabaja son: Abies, Pino y Encino.

¹Clasificador de múltiples decisiones que funciona en conjunto.

5.3 FASE DE COMBINACIÓN

La fase de combinación trabaja indirectamente con las muestras para poder ver los resultados en una muestra con su contenido original. Para realizar una comparación, primero se necesita obtener una muestra del directorio de muestras original donde se pueda apreciar la información no útil en ella, posteriormente se necesita obtener la muestra con las especies arbóreas detectadas en ella (producto de la fase de detección).

El proceso de combinarlas consta en tomar la información del directorio original y asignarlo como base, luego la información de las muestras con las especies detectadas es incrustado encima de la muestra original, se asegura que esta no contenga píxeles transparentes para evitar ensuciar la muestra original.



Figura 5.3: Combinación de detección y una muestra original

Respecto a la figura 5.3 se puede destacar que la muestra original sirve como base y la muestra que contiene las especies arbóreas detectadas como mascara para poder combinar ambas capas. El objetivo de comparar las muestras generadas respecto a una muestra original es que se pueda comparar cuántos árboles de cada especie acertan contra las muestras con anotaciones manuales hechas por los expertos en especies. En la figura 5.3 se muestran también, las instancias otorgadas de rectángulos (green, blue, yellow) que el conjunto de datos determinó que existe alguna especie en el rectángulo insertado sobre la muestra.

En la figura 5.4 determina la diferencia entre una anotación realizada por el aprendizaje máquina a partir del modelo de datos previamente generado y la muestra con anotación hecha por un experto en el tema.

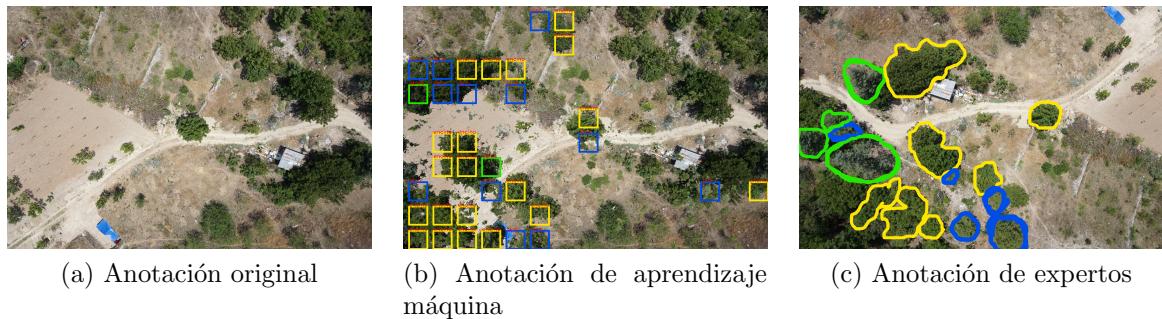


Figura 5.4: Comparación de anotaciones hechas por el aprendizaje máquina y expertos.

En la figura 5.4 (b) las anotaciones generadas a partir del aprendizaje máquina, por otra parte, la figura 5.4(c) muestra las anotaciones realizadas por los expertos determinan que en la figura de color marcada existe una especie.

CAPÍTULO 6

EXPERIMENTOS

Después de clasificar todas las muestras que pasan por las fases de entrenamiento, detección y combinación, se puede obtener un resultado preliminar que indica cuántos árboles de cada especie son detectados en la fase de detección.

Sin embargo, para lograr obtener un experimento hay que diseñar algunas pruebas para comprobar los resultados del modelo generado. En algunas situaciones si se modifica un parámetro es posible que el resultado no sea el esperado, por tanto, se tiene que jugar con los valores que les asignen a los parámetros para poder determinar si el resultado es o no el esperado en cuestión. En esta sección se tratan los resultados obtenidos a lo largo de desarrollar algunos experimentos que permitan determinar si la solución propuesta cumple con el objetivo de desarrollar un inventario forestal de forma eficiente.

6.1 DISEÑO EXPERIMENTAL

El analizar una muestra que haya pasado por la fase de combinación puede evaluar si los parámetros seleccionados dan un resultado favorable o si estos podrían mejorar cambiando alguno de ellos, sin embargo, es experimentando como se puede determinar si es posible mejorar el resultado obtenido.

Ya sea reduciendo, aumentando o simplemente tanteando el valor de un parámetro libre, es como se puede producir un resultado que posteriormente se pueda estudiar y analizar sus diferencias con otros experimentos aplicados sobre las muestras generadas, esto con el fin de establecer una combinación que maximice la precisión de la solución desarrollada.

Misma cantidad de especies por tamaño de clase. El número de especies por tamaño de clase determinará que tantas imágenes podrán ser consideradas por el modelo a la hora de hacer el entrenamiento, por lo que dependiendo de este, el modelo puede tener una mejor o peor predicción en la fase de detección.

Cantidad total de especies por tamaño de clase. Debido a que no todas las especies de árboles generan la misma cantidad de muestras, se van a utilizar las muestras totales de cada clase para determinar si esto repercute de forma positiva en el desarrollo de este experimento.

Misma cantidad de especies utilizando espejos de muestras. En el experimento de cantidad total de especies por tamaño de clase, se utilizaban la cantidad total de muestra generadas para cada clase, sin embargo, el impacto que pueda tener la misma cantidad de especies para cada clase considerando la especie que obtuvo más muestras generadas (pino con 8859 muestras) puede repercutir de cierta manera en que también se haga una mejor detección de esta, es por esta razón que se van a utilizar reflejos de las clases que tengan

una cantidad de muestras menor a la de pino para completar esas especies faltantes.

Umbralización. En la umbralización se considera la porción de píxeles admitidos al momento de generar los rectángulos que posteriormente serán utilizados durante la fase de entrenamiento del modelo de la solución propuesta, por tanto, se comparan tres niveles distintos de umbral (0.15 %, 0.25 %, 0.50 %) para comparar el que mejor resultados proporciona, mismo que servirá para definir el umbral ideal en otros experimentos.

Límite de píxeles ausentes. El límite de píxeles ausentes determina que a menor número de píxeles ausentes, detectará menos especies arbóreas. Este límite debe ser un valor considerable debido a que si se utiliza un valor bastante alto puede detectar zonas que no corresponden a una especie arbórea correcta, en caso contrario, detectaría una menor cantidad de especies en las muestras. En este caso, se van a utilizar tres porcentajes de píxeles ausentes (0.75 %, 0.80 % y 0.85 %).

6.2 RESULTADOS

Establecidos los experimentos que se van a realizar, se reporta los resultados obtenidos en el transcurso de las pruebas del capítulo 6.1 donde explica en que consiste cada una de ellas.

6.2.1 MISMA CANTIDAD DE ESPECIES POR CLASE

En este experimento se probaran 5592 muestras por clase (abies, encino y pino) para tener un estándar de muestras obtenidas.

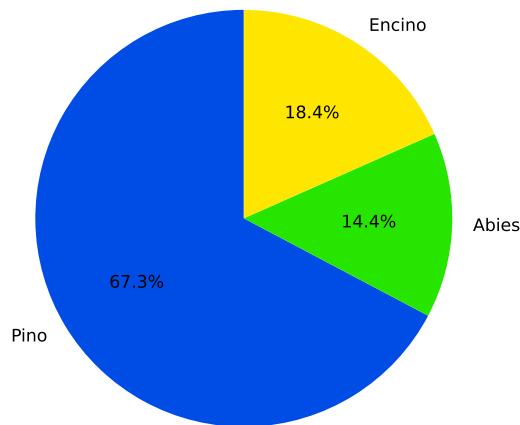


Figura 6.1: Porcentaje de especies por clase

La figura 6.1 muestra la cantidad de especies detectadas a lo largo de la fase de detección, a simple vista se aprecia que el porcentaje de pino da a entender que esa especie es predominante en las zonas del Cilantrillo y Trinidad. Posteriormente los números de la especie abies y encino muestran en su respectivo orden que tan predominantes son, siendo claramente 4% mayor encino.

6.2.2 CANTIDAD TOTAL DE ESPECIES POR TAMAÑO DE CLASE

Este experimento obtiene el tamaño de cada clase, siendo que cada clase (`encino`: 5592 muestras, `abies`: 7647 muestras y `pino`: 8859 muestras), para generar el modelo de la solución propuesta el cual se prueba para ver si mejora el desempeño de la solución desarrollada.

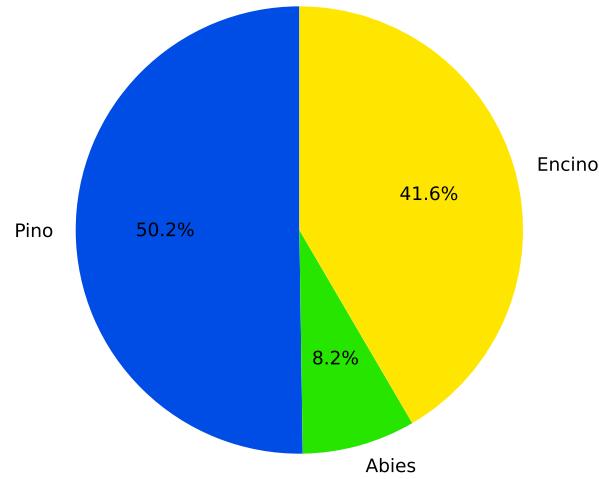


Figura 6.2: Porcentaje de especies totales por clase

6.2.3 MISMA CANTIDAD DE ESPECIES UTILIZANDO ESPEJOS DE MUESTRAS

Dado que cada clase de arbórea tiene un tamaño distinto, pino con 8859 muestras, rebasa en muestras a las clases de abies y encino, por tanto, el experimento va a generar espejos de muestras de árboles en las clases que no cuentan con un tamaño de 8859 muestras, esto va a permitir tener la misma cantidad de muestras en todas las especies de árboles.

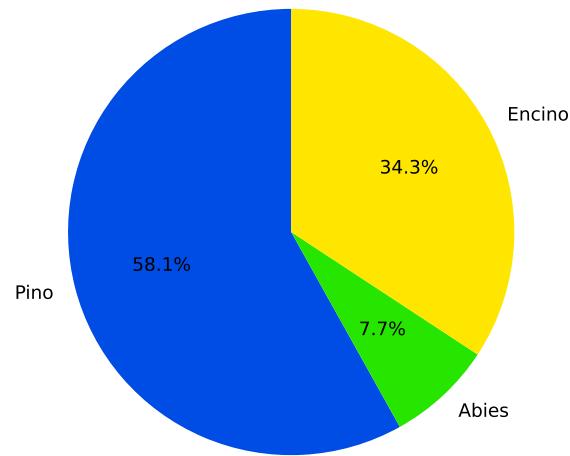


Figura 6.3: Porcentaje de mismas especies por clase

6.2.4 UMBRALIZACIÓN

En este experimento se prueban tres combinaciones distintas por cada clase (0.15 %, 0.25 % y 0.50 %), generando 27 posibles para cada especie de árboles, esto con el fin de determinar umbral con mejor desempeño y pueda determinar un umbral eficiente otros experimentos para obtener un mejor resultado en la solución propuesta. Este experimento sirve para determinar también, el umbral que servirá como base para experimentos que tengan que utilizar un nivel de umbral eficiente determinado a partir de este.

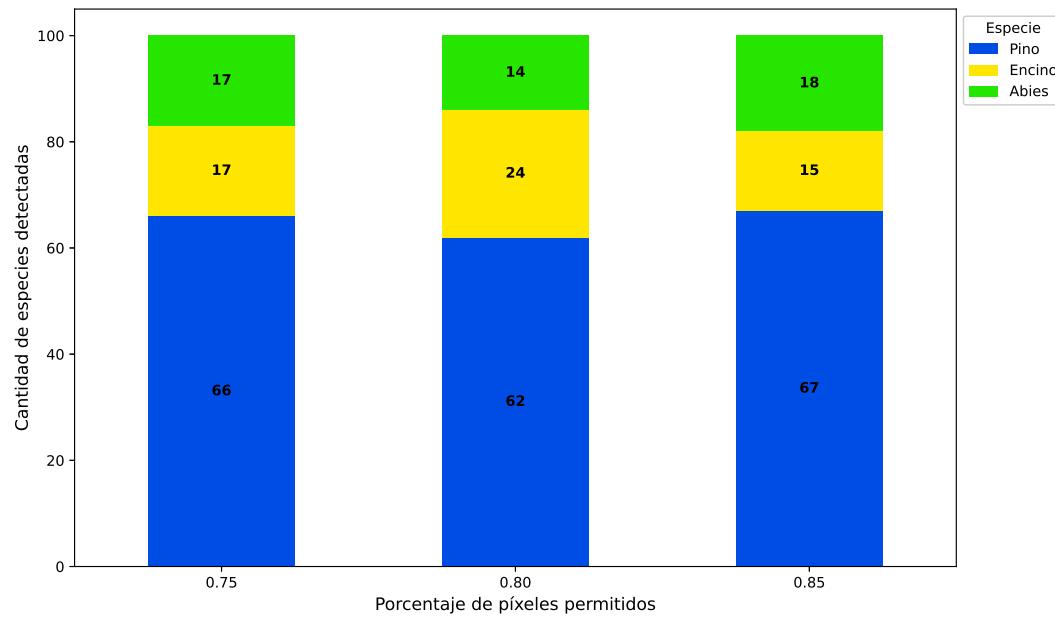


Figura 6.4: Comparación de umbralización

6.2.5 PÍXELES PERMITIDOS

Para este experimento se van a utilizar tres distintos valores de píxeles permitidos (0.75 %, 0.80 % y 0.85 %) donde se va a utilizar el umbral con mejor desempeño obtenido por el experimento de umbralización (0.50 %) el cual sera puesto a prueba en cada iteración con la que se utilice un nuevo valor de píxeles permitidos. Para esta prueba se recolecta un subconjunto de muestras para agilizar el proceso de resultados, tomando únicamente una tercera parte de las muestras totales.

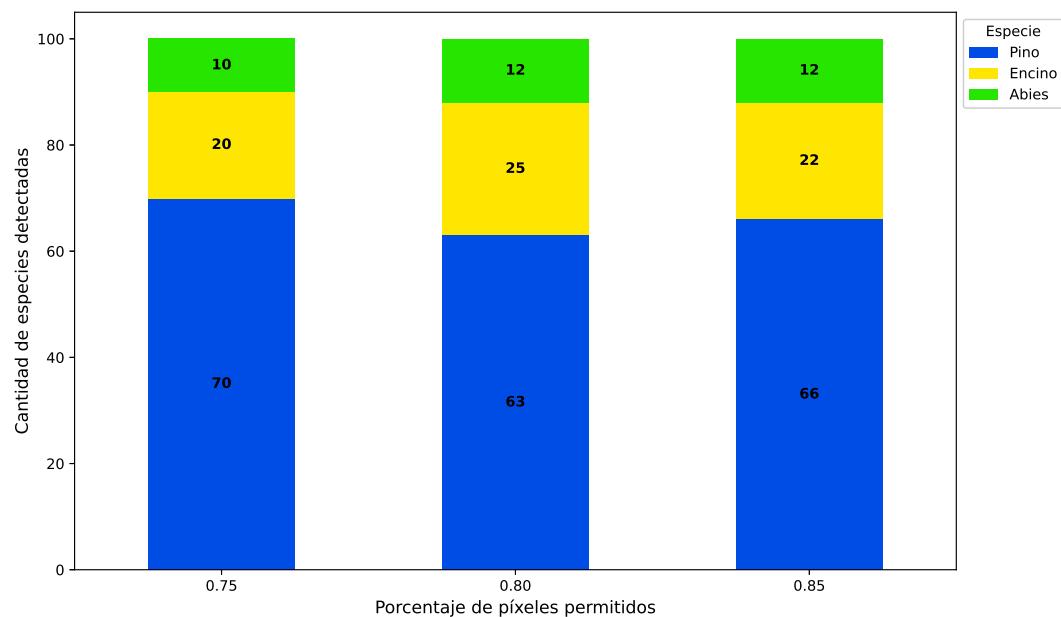


Figura 6.5: Comparación de píxeles permitidos

6.3 DISCUSIÓN

Todos los experimentos son ejecutados en una laptop con las especificaciones del cuadro 6.1:

Cuadro 6.1: Especificaciones técnicas del equipo de cómputo

Sistema Operativo	Windows 10 64 bits
Procesador	Intel Core i5-7300HQ
Ram	8 GB RAM DDR4 2133 MHz

El tiempo que tardan en procesarse las muestras ejecutando los experimentos varían en relación con el procesamiento de la imagen. Esto ocurre debido a que si la muestra es demasiado grande, el tiempo de procesado es mayor por la cantidad de píxeles a remover y reemplazar.

Para la prueba de especies por tamaño de clase es evidentemente que existe una especie predominante en ambas zonas forestales, Pino, la cual en la figura 6.1 se detectan 35273 muestras de esta clase, un resultado bastante superior al de las otras especies arbóreas. En esta prueba se consideran la mayor cantidad de muestras posibles considerando también, un número de muestras iguales para cada una de las clases. Como dato adicional, el experimento se completa en 18 horas.

En la prueba de cantidad total de especies por tamaño de clases se aprecia que si afecta bastante fijar el tamaño de cada clase, en la figura 6.2 de la página 37 es posible diferenciar que la especie pino ya no es tan predominante como lo era en un experimento con un valor fijo, sin embargo, pese a que encino tomo un porcentaje mayor de especies detectadas, abies sigue siendo la especie menos predominante.

En contra parte, el experimento de misma cantidad de especies utilizando espejos de muestras hace uso de la especie de árbol que mayor tiene muestras (pino con 8859 muestras) para determinar el valor que deben tener las demás especies arbóreas, sin embargo, si se hace una comparación con el experimento de misma cantidad de especies por clase del capítulo 6.2.1, la diferencia con la especie predominante es

poca, mismo caso para las especies con menos porcentaje de especies detectadas. Debido a esto, se entiende que tener un tamaño fijo de especies y un valor total de cada especie si impacta en el experimento.

En el experimento de umbralización únicamente se toman en cuenta la cantidad de especies detectadas por porcentaje de píxeles permitidos, el experimento más equilibrado fue el de utilizar 0.50 % de píxeles permitidos, debido a que otorga un mejor rendimiento entre todas las muestras. Este porcentaje es utilizado como umbral para la generación del modelo que sirve como base para probar y detectar las especies en las muestras útiles como la de la figura 4.1 (b) página 21.

Finalmente para el experimento de píxeles permitidos, se hace uso del modelo generado a partir de las muestras con el umbral óptimo, donde se hace una comparación de las especies detectadas por porcentaje de píxeles de permitidos mostrado en la figura 6.5 de la página 40, donde se aprecia que el experimento con 85 % de píxeles permitidos es el que otorga mayor cantidad de especies arbóreas siendo ligeramente superior al experimento al experimento con 80 % de píxeles permitidos.

Respecto a la hipótesis que se plantea, se busca como objetivo particular el optimizar tiempos y costos de generar el inventario forestal por técnicas generadas por procesamiento de imágenes, en cuanto a tiempos definitivamente ahorrara en términos de duración si se consideran los tiempos de procesamiento y recolección de muestras, esto debido a que con un conjunto de datos relativamente grande, se puede obtener una solución en menos de tres días; en el apartado económico se puede considerar que esta técnica reduce muchos gastos en relación a equipos de trabajo, gastos en viajes a zonas particulares, etc. En cuanto a la parte de los objetivos, se cumplieron tanto el objetivo general que era generar un inventario forestal, así como los objetivos específicos. En el caso de los objetivos específicos, la solución propuesta divide por fases cada etapa de en un procedimiento secuencial, desde la generación del conjunto de muestras hasta la parte de la prueba utilizando un modelo para detectar las especies. En resumen, la solución propuesta cumple con ambos objetivos.

CAPÍTULO 7

CONCLUSIONES

Este capítulo describe la tesis a partir de la manera que cumple los objetivos generales y específicos para determinar si la hipótesis se comprueba, trata también del porque se realizó la tesis, porque se realizó un inventario forestal utilizando la visión computacional y el aprendizaje máquina, además de cómo se evaluó el funcionamiento de la solución propuesta.

El objetivo de desarrollar el inventario forestal por medio de la visión computacional, fue para que se puedan analizar las muestras que se utilicen en la solución propuesta por medio del aprendizaje máquina, que esta aprenda, lea, analice y por último, sea posible etiquetar y contar las especies detectadas a lo largo de una zona forestal. No obstante, dependerá en gran medida de los parámetros utilizados el alcance que tenga la ejecución de la solución, para efectos prácticos, en desarrollo de la tesis sugiere utilizar algunos valores con buen resultado tanto para el umbral adaptativo así como para los píxeles admitidos por muestra analizada.

7.1 CONTRIBUCIONES

La solución propuesta surgió a partir de un problema de clasificación de flores [8], donde originalmente solamente se utilizaban muestras de flores para determinar un tipo individual de flora pero gracias a la base, se modificó el planteamiento para utilizarlo en un entorno distinto al original. En este caso, utilizarlo para generar inventarios forestales donde una muestra de una zona forestal, es recortada por colores para posteriormente y almacenada en una carpeta que corresponde al color detectado de la especie arbórea. Posteriormente en cada carpeta de la especie detectada, hace un análisis de la información de la muestra para generar un modelo o conjunto de datos que sirve para almacenar la información general de todas las muestras y sirva como base para detectar especies arbóreas en las muestras originales.

Las muestras son generadas utilizando parámetros de umbral óptimo que permitan detectar la mayor cantidad de especies, estos valores son obtenidos a través de distintos experimentos jugando con valores de umbralización y los píxeles permitidos por cada muestra. Para obtener los valores, los experimentos como la umbralización y píxeles permitidos del capítulo 6, reflejan en las figuras 6.4 y 6.5 que porcentajes obtienen la mayor cantidad de especies de árboles en cada experimento, lo cual sirve para tener un criterio de que valores son útiles para la solución propuesta.

El software desarrollado se realizó con el aprendizaje máquina y la visión computacional como innovación a las técnicas ya existentes para generar inventarios forestales, no obstante, el software desarrollado también genera una solución eficiente que pueda ahorrar tiempos y costos en comparación a las técnicas tradicionales. Los métodos tradicionales son bastante costos y tardados por la complejidad de recolectar muestras además de lo que implica viajar con un equipo profesional a las zonas forestales. Por tal, la solución propone reducir tiempos y automatizar tareas de la generación de inventarios forestales utilizando el procesamiento de imágenes y la clasificación de muestras a partir de la visión computacional.

Esta solución además, está desarrollada con el lenguaje Python en su versión 3, la cual no requiere de muchos recursos para ejecutarse, sin embargo, la ejecución y el tiempo de resultados dependerá en gran medida del equipo en que se ejecute. Esto último puede que no sea una limitante debido a que las computadoras actuales ya son bastante eficientes para ejecutar software que requieran especificaciones técnicas muy exageradas, sin embargo, esto último si es un factor a considerar en cuanto al tiempo de procesamiento para garantizar que esta pueda ser ejecutada sin muchos inconvenientes.

En cuanto a la parte técnica de la solución, el software desarrollado se apoya de bibliotecas de la figura 7.1, mismas que están documentadas por versión en el repositorio donde se alojan los scripts utilizados para la generación del inventario forestal y la tesis escrita [12].

Cuadro 7.1: Bibliotecas utilizadas en el software desarrollado

Biblioteca	Versión
Scikit	0.23.2
OpenCV	4.4.0
Scipy	1.5.2
Pillow	7.2.0
Numpy	1.19.1

7.2 TRABAJO A FUTURO

La solución propuesta en la tesis no está sujeta a un objetivo en particular, como es descrito en la sección 7.1, por lo que bien podría tomar otro objetivo si así se requiere. La visión computacional tiene tantas aplicaciones que limitarla a un objetivo sería desperdiciar su potencial, por lo que el objetivo que tome, debe ser enfocado a utilizarse con propósitos de automatizar algún procedimiento manual o que implique el análisis abstracto de imágenes por medio de la visión. No obstante, esta solución, aunque es eficiente, puede ser mejorada si se encuentran métodos óptimos para encontrar parámetros exactos en relación a los umbrales, tamaño de imágenes y una arquitectura de la solución que pueda aprovechar todos los recursos de la computadora para generar lo más rápido posible, un resultado.

En general, también podrían reducirse algunos procesos e ir recopilando cada el resultado de cada fase para aumentar la productividad del algoritmo e ir generando secuencialmente la solución que se vaya a implementar.

Otra de las cosas que se podría estudiar de mejor forma, sería la robustez de la solución propuesta, esto con apoyo de la recolección de más muestras, capturar muestras en distintas fechas y utilizar distintas alturas en vuelos para obtener una mejor perspectiva de la zona forestal que se va analizar.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] AGUILAR, F., A. NEMMAOUI y A. ROMEO (2019), «Fusión de nubes de puntos de escáner láser terrestre y fotogrametría aérea basada en imágenes de drones para el inventario de bosques mediterráneos», *Dyna (Bilbao)*, págs. 131–136.
- [2] ARÉVALO, J., L. DE NASCIMENTO, S. FERNÁNDEZ-LUGO, J. MATA y L. BERMEJO (2011), «Grazing effects on species composition in different vegetation types (La Palma, Canary Islands)», *Acta Oecologica*, **37**(3), págs. 230–238.
- [3] BOSQUET, B., M. MUCIENTES y V. M. BREA (2020), «STDnet: Exploiting high resolution feature maps for small object detection», *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, **91**, pág. 103 615.
- [4] GONZALEZ, R. C. (1987), *Digital Image Processing*, ISBN: 0201110261.
- [5] GUO, Y., Z.-Y. LI, E.-X. CHEN y X. ZHANG (2011), «The study of parallel KNN in the identification of forest type based on multi-spectral data», en *2011 International Conference on Computer Science and Service System (CSSS)*, IEEE, págs. 4113–4115.
- [6] HARALICK, R. M., K. SHANMUGAM y I. H. DINSTEIN (1973), «Textural features for image classification», *IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics*, (6), págs. 610–621.
- [7] HUA, X., X. WANG, T. RUI, H. ZHANG y D. WANG (2020), «A fast self-

- attention cascaded network for object detection in large scene remote sensing images», *Applied Soft Computing*, **94**, pág. 106 495.
- [8] ILANGO, G. (2017), «Image Classification using Python and Scikit-learn», URL <https://gogul.dev/software/image-classification-python>.
- [9] MALLEUX ORJEDA, J. (1982), «Inventarios forestales en bosques tropicales», *Lima: Universidad Nacional Agraria*.
- [10] NIÑO, M. y A. ILLARAMENDI (2015), «Entendiendo el big data: antecedentes, origen y desarrollo posterior», *DYNA New Technologies*, **2**(1).
- [11] PELZ, D. R. (1977), «Simulation models of forest resource management», *Informe técnico*, Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE).
- [12] RAMÍREZ, J. A. (2020), «Inventarios forestales a través del procesamiento de imágenes», URL <https://github.com/arcantu97/Tesis-Arboles>.
- [13] RINCÓN, F. D. Y., R. E. H. GARCÍA, N. L. RAMÍREZ, D. F. SERRATO, J. M. C. GARCÍA, X. FREDDY y G. LASSO (2015), «Evaluación de tres productos de sensores remotos para la actualización de inventarios de árboles urbanos», *Universidad Autónoma de Ciudad Juárez (UACJ)*.
- [14] SHEN, L., M. YAN, G. WU y X. SU (2020), «Individual Tree Location Detection by High-Resolution RGB Satellite Imagery in Urban Area», en *Proceedings of the 2020 International Conference on Computing, Networks and Internet of Things*, págs. 139–143.
- [15] SUCAR, L. E. y G. GÓMEZ (2011), «Visión computacional», *Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica. México*, **2**(1).
- [16] VAZQUEZ, J. y C. LUNA (2006), *Umbral adaptativo para la detección de objetos en movimiento usando visión computacional*, ISBN: 8481029645.

- [17] YAHYA, Y. y R. ISMAIL (2017), «Computer simulation of tree mapping approach to project the future growth of forest», en *Proceedings of the 11th International Conference on Ubiquitous Information Management and Communication*, págs. 1–7.

RESUMEN AUTOBIOGRÁFICO

José Angel Ramírez Cantú

Candidato para obtener el grado de
Ingeniería en Tecnología de Software

Universidad Autónoma de Nuevo León
Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica

Tesis:

**INVENTARIO FORESTAL A TRAVÉS DE PROCESAMIENTO DE
IMÁGENES**

Nací el 26 de Febrero de 1997, en la ciudad de Monterrey, Nuevo León, soy el menor de tres hijos de José Angel Ramírez Gallegos y Bertha Alicia Cantú Tamez. Actualmente trabajo como Android Developer en Linkaform, sin embargo, me apasiona trabajar en proyectos de Inteligencia Artificial y Visión Computacional, siendo estas dos últimas, el propósito de mi trabajo de tesis para el grado de Ingeniero en Tecnologías de Software.

Inventarios forestales a través del procesamiento de imágenes

José Angel Ramírez Cantú
Ing. en Tecnologías de Software

Universidad Autónoma de Nuevo León
Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica

23 de noviembre de 2020

Índice

1 Introducción

- Motivación
- Hipótesis
- Objetivos
- Antecedentes

2 Estado del Arte

3 Solución propuesta

4 Experimentación y resultados

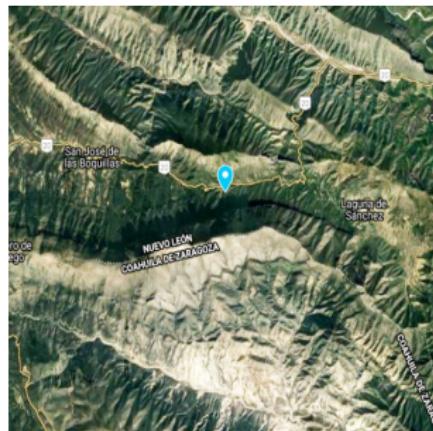
- Misma cantidad de especies por tamaño de clase

- Cantidad total de especies por tamaño de clase
- Misma cantidad de especies utilizando espejos de muestras
- Umbralización
- Píxeles permitidos

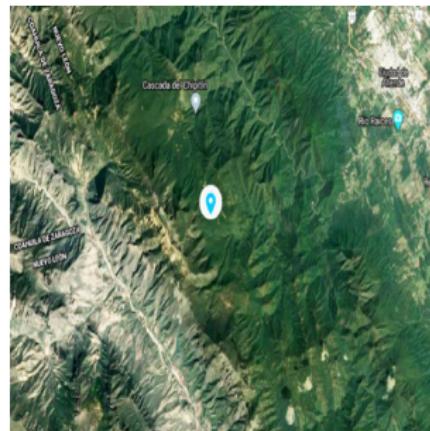
5 Conclusiones y trabajo futuro

- Conclusiones
- Trabajo futuro

Introducción



(a) Cilantrillo



(b) Trinidad

Figura 1: Zonas que se analizaron

Motivación

Motivación

Aplicar técnicas avanzadas de **inteligencia artificial** y la **visión computacional** en **problemas forestales**.

Hipótesis

Hipótesis

El procesamiento de imágenes automatiza procesos y reduce tiempos.

Objetivos

Objetivo general

Generar un inventario forestal mediante el procesamiento de imágenes.

Objetivo específico

Automatizar procesos de las técnicas tradicionales para realizar **inventarios forestales**.

Antecedentes históricos

Inicios del aprendizaje máquina



Figura 2: Sector financiero, año 1900

Antecedentes históricos

Inicios de visión computacional



Figura 3: Primeros experimentos utilizando la visión computacional, 1960

Características globales

¿Existe una diferencia?



Figura 4: Encino y Cerezo

Características ggglobales

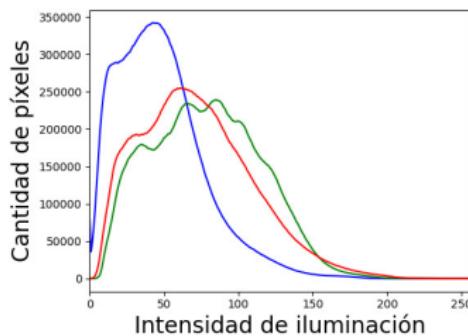


Figura 5: Característica de color

Características globales



Figura 6: Característica de forma

Características globales



Figura 7: Característica de textura

Uso de características locales

Objetivo

Describir los puntos de interés de un sector de o una imagen.

Características locales

Escalamiento: Transforma los datos de las características en rangos específicos de cero a uno.

Normalización: Desplaza y re-escala valores para alcanzar un rango entre cero y uno.

Escala invariante (SIFT): Extrae la información y adecua en comparaciones.

Acelarado robusto (SURF): Toma un vecino al rededor del punto seleccionado en la imagen y es dividido en sub-regiones para cada sub-región.

Diferencias en forma de cadena binaria (BRIEF): Orientación y menor numero de diferencias a su alrededor.

ORB* rotada y orientada rápida: Determina estos puntos clave de una imagen.

Estado del Arte

Tabla 1: Estado del Arte en el área de trabajo

Trabajo	Inventarios forestales	Visión computacional	Detección de objetos
Pelz [1]	✓	✓	✓
Yahya and Ismail [2]	✓	✓	✗
Presente trabajo	✓	✓	✓

Solución propuesta

Solución propuesta

La solución propuesta se compone de cinco fases compuestas:
**recolección de muestras, procesamiento de muestras,
entrenamiento, detección y combinación.**

Fase de recolección de muestras



Figura 8: Recolección de muestras

Fase de recolección de muestras



Figura 9: Muestra no útil y muestra útil

Fase de procesamiento de muestras



Figura 10: Identificando especies por color (azul: pino, amarrillo: encino, verde: abies)

Fase de procesamiento de muestras

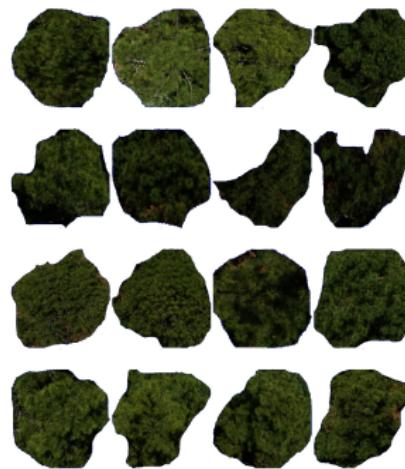


Figura 11: Especies identificadas y separadas

Fase de procesamiento de muestras

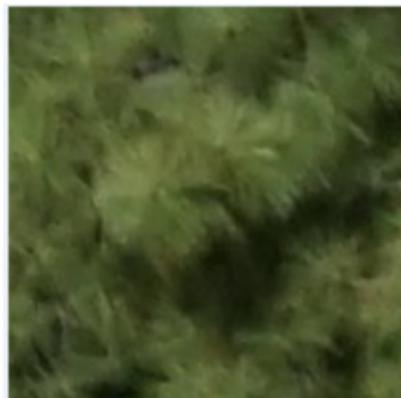


Figura 12: Recorte de isla con interpolación de vecinos más cercanos

Fase de entrenamiento

Objetivo específico

Obtener muestras separadas por islas y generar modelo de entrenamiento.

Fase de detección



Figura 13: Determinando especies por color

Fase de combinación



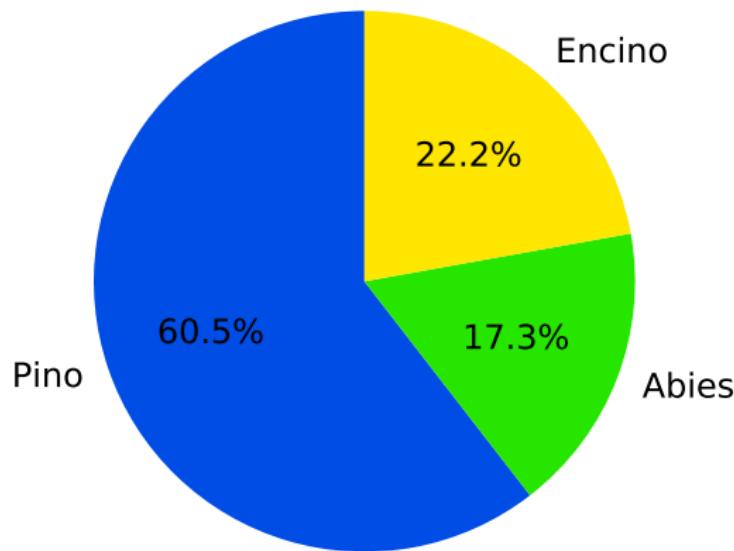
Figura 14: Combinando resultado con muestra original

Experimentación y resultados

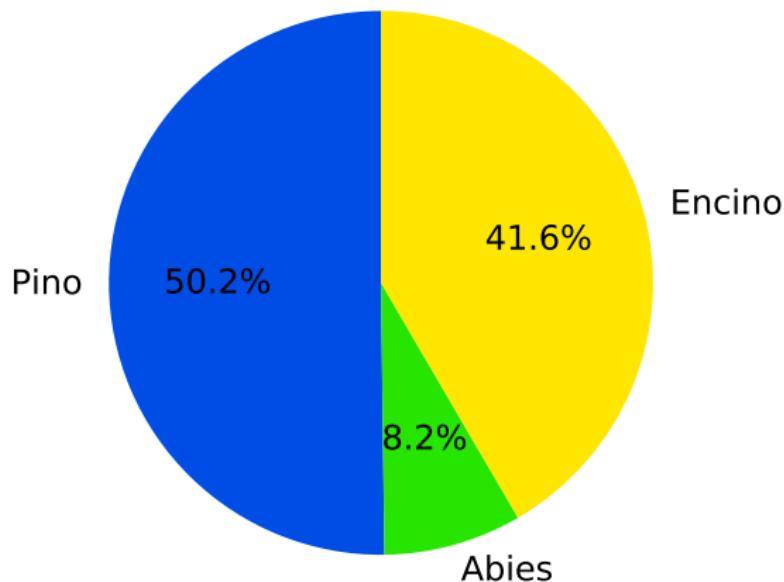
Experimentos

Para la fase de experimentación se establecieron cinco experimentos, en dos de ellos se encuentran experimentos clave para la obtención de un valor clave (umbralización y píxeles admitidos).

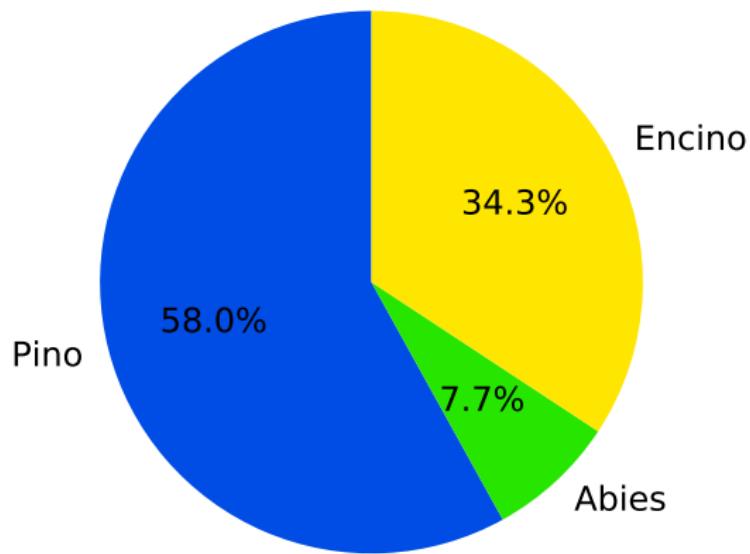
Misma cantidad de especies por tamaño de clase



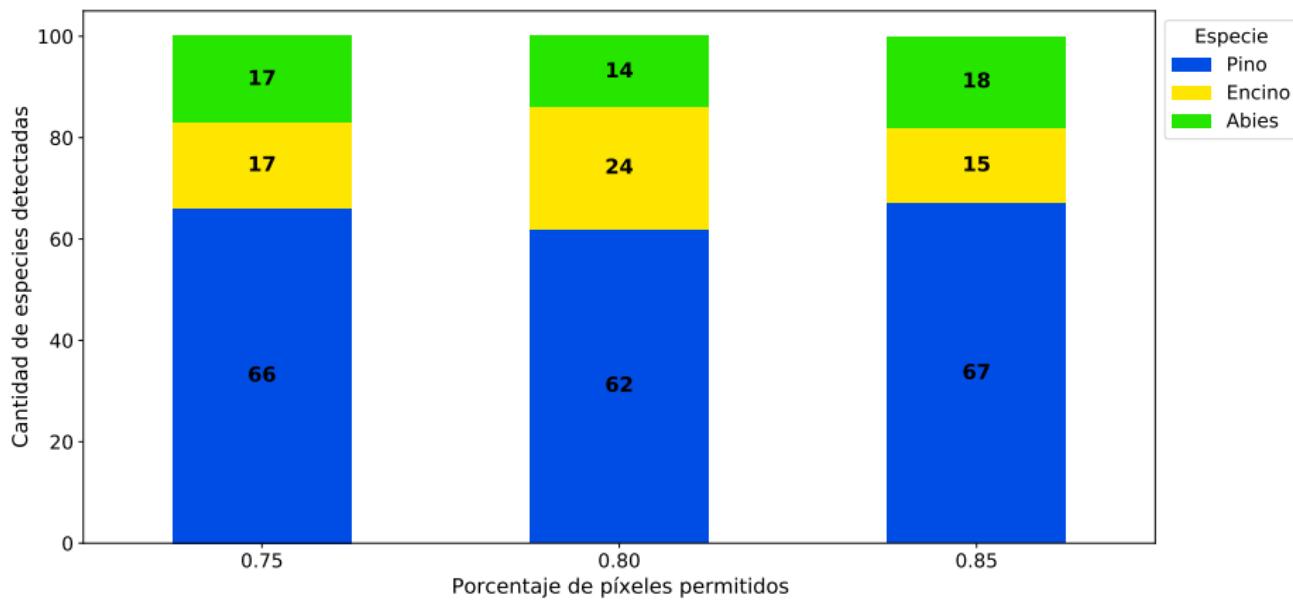
Cantidad total de especies por tamaño de clase



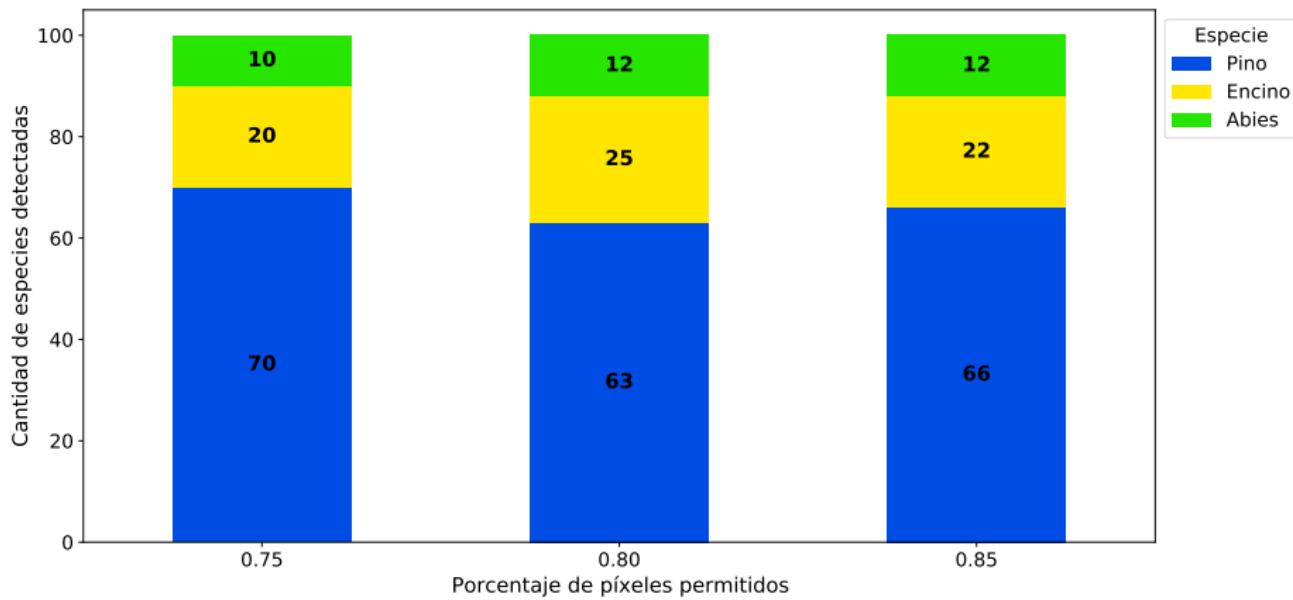
Misma cantidad de especies utilizando espejos de muestras



Umbralización



Píxeles permitidos



Conclusiones y trabajo futuro

Conclusiones

- Cumple los objetivos.
- Puede aplicarse en otra clase especies.
- La visión computacional resuelve problemas mediante técnicas avanzadas de computación imitando el comportamiento humano.

Conclusiones y trabajo futuro

Trabajo futuro

- Darle un enfoque distinto a la solución propuesta y sea utilizada en otros problemas que no tengan que ver en concreto con las ciencias forestales.
- Robustez del software propuesto.

Referencias

- [1] Dieter R Pelz. Simulation models of forest resource management. Technical report, Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE), 1977.
- [2] Yasmin Yahya and Roslan Ismail. Computer simulation of tree mapping approach to project the future growth of forest. In *Proceedings of the 11th International Conference on Ubiquitous Information Management and Communication*, pages 1–7, 2017.

Agradecimientos

Agradecimientos al Dr. Manuel Jiménez, al Fondo Sectorial de Investigación Ambiental SEMARNAT-CONACYT, No. de proyecto, 263080 y a la Dra. Elisa Schaeffer.

Agradecimientos especiales a mis padres José Angel y Bertha Alicia, a mis hermanas y abuelos, sobretodo a mi abuelo José Reyes Ramírez García.

¡Gracias por su atención!

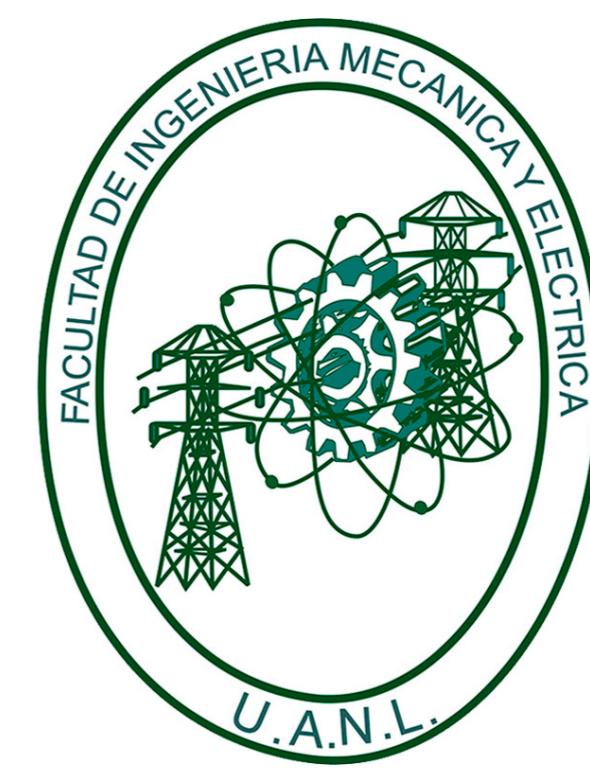
¿Dudas y comentarios?

Inventarios forestales a través del procesamiento de imágenes

José Angel Ramírez Cantú & Satu Elisa Schaeffer

Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica

jose.ramirezcnt@uanl.edu.mx



Introducción

El *aprendizaje máquina*¹ es precisamente uno de los campos de la *inteligencia artificial*² que permite resolver esta clase de problemas, ya que gracias al aprendizaje supervisado se pueden usar técnicas de agrupamiento para clasificar distintas especies de árboles por medio de muestras recolectadas. En análisis de recorridos por drones, el enfoque está dirigido al área forestal dado que se puede utilizar el aprendizaje máquina para la gestión del inventario forestal, ayudando a reducir el fallo humano y optimizando las tareas de clasificación de especies arbóreas.

Motivación

Pese a que ya existen mecanismos de detección de objetos, muchos de ellos no funcionan con la precisión o la meta que deseamos, puesto que no se enfocan en un objetivo en particular, más sin embargo, la investigación se enfoca puramente en la detección de especies arbóreas (*Abies*, *Encino* y *Pino*) utilizando muestras recolectadas en las zonas del Cilantrillo y Trinidad.

Hipótesis

Se sabe que el procesamiento de imágenes tiene como finalidad enfocarse en la búsqueda de un elemento en particular, las especies arbóreas (presente trabajo). Se plantea demostrar que el procesamiento de imágenes permitiría reducir tiempos de recorrido a pie y optimizar costos en cuanto a la realización de inventarios forestales por medio de técnicas tradicionales.

Objetivos

El **objetivo** de realizar el inventario forestal por medio del procesamiento de imágenes tiene un propósito más práctico que técnico. El algoritmo permitiría a quienes se encarguen de analizar las zonas forestales, reducir el tiempo invertido en aplicar técnicas tradicionales por técnicas de procesamiento de imágenes.

Estas técnicas basadas en el aprendizaje máquina, las cuales van permitir generar un inventario forestal mediante el recorrido de un dron y a su vez, analizarlo por medio de la inteligencia artificial con la finalidad de indicar la cantidad de especies reconocidas sobre una zona.

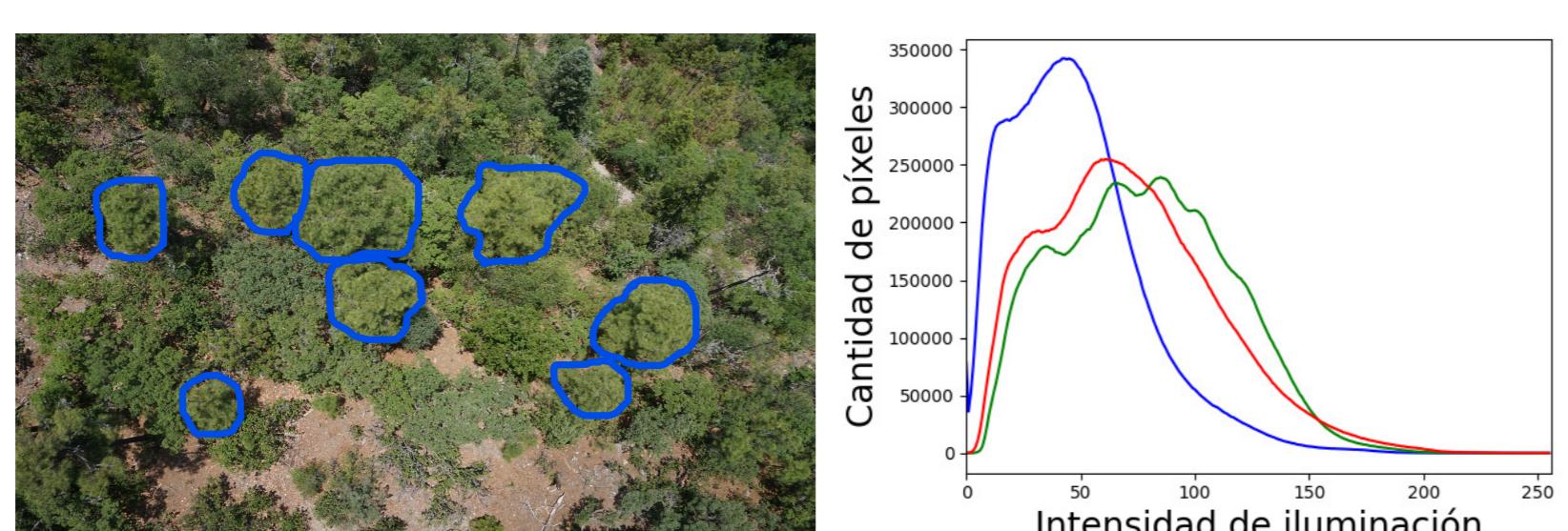
Objetivos específicos

- Realizar un algoritmo capaz de detectar específicamente los árboles y su especie arbórea.
- El algoritmo debe extraer la información de un conjunto de especies arbóreas, mismas que servirían como modelo para una fase posterior de detección de especies arbóreas.
- El algoritmo debe ser capaz de detectar por si mismo las especies encontradas en cada una de las muestras recolectadas.

Descriptores de características globales

Son los criterios que determinan la información más relevante al momento analizar cada imagen

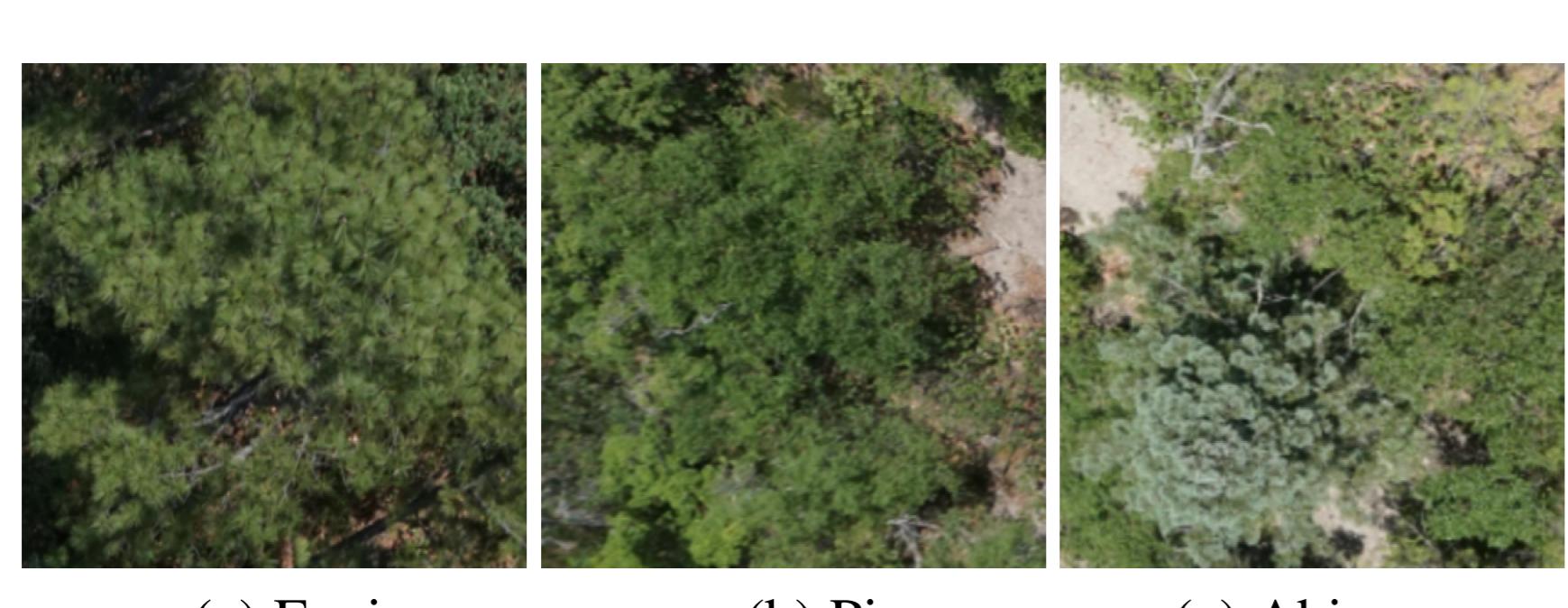
Color Utiliza un histograma para determinar la intensidad de un color en un pixel.



Forma Determina los pesos promedio de la intensidad de píxel sobre una imagen.



Textura Identifica el patrón de las hojas que están sobre un árbol.



Descriptores de características locales

Estas cuantifican globalmente una imagen, sin embargo, para poder determinar las características que cuantifican localmente las regiones de una imagen es necesario determinar que descriptor es el mejor para describir los puntos de interés de una imagen completa o los puntos de interés de cierta región de la imagen.

Escalamiento: Transforma los datos de las características en rangos específicos de cero a uno.

Normalización: Desplaza y re-escalas valores para alcanzar un rango entre cero y uno.

Escala invariante (SIFT): Extrae la información y adecua en comparaciones.

Acelerado robusto (SURF): Toma un vecino alrededor del punto seleccionado en la imagen y es dividido en sub-regiones para cada sub-región.

Característica de diferencias en forma de cadena binaria (BRIEF): Orientación y menor numero de diferencias a su alrededor.

ORB* rotada y orientada rápida: Determina estos puntos clave de una imagen.

Solución propuesta

Fase de recolección de muestras Se recolectan las muestras que serán utilizadas en fases posteriores.

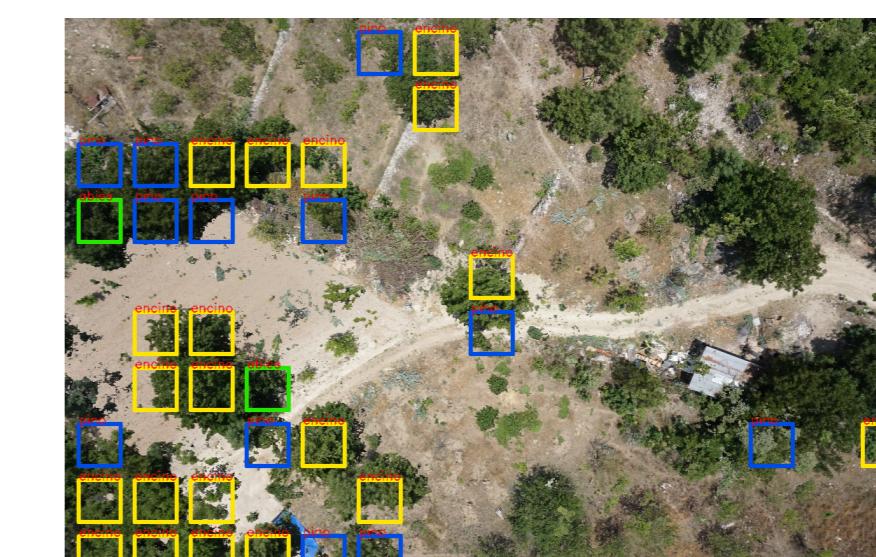
Fase de procesamiento de muestras Se modifican las muestras para únicamente dejar las muestras con información útil en fases posteriores.



Fase de entrenamiento Se genera un modelo con las muestras obtenidas en la fase de procesamiento con la información recolectada de cada especie.

Fase de detección El modelo generado previamente en la fase de entrenamiento es utilizado para identificar y clasificar cada especie sobre una muestra útil.

Fase de combinación La muestra útil con las especies clasificadas en la fase de detección es combinada con la muestra original para poder determinar cuales muestras fueron detectadas sobre cada parte del sector forestal.



Resultados

Experimento A: Misma cantidad de especies por tamaño de clase. Toma la misma cantidad de muestras para cada clase.

Experimento B: Cantidad total de especies por tamaño de clase. Toma todas las especies disponibles en cada clase.

Experimento C: Misma cantidad de especies utilizando espejos de muestras. Utiliza espejos de las muestras recolectadas en las clases que tengan una cantidad de muestras inferior al de la clase con más muestras para tener el mismo tamaño de muestras en todas las clases.

Experimento D: Umbralización. Compara tres niveles distintos de umbral (0.15%, 0.25%, 0.50%) para comparar el que mejor resultados proporciona.

Experimento E: Límite de píxeles ausentes. Utiliza tres porcentajes de píxeles ausentes (0.75%, 0.80% y 0.85%) para determinar la mayor cantidad de especies posibles en una muestra.

Experimento	Pino	Encino	Abies
Experimento A	67.3	18.4	14.4
Experimento B	50.2	41.6	8.2
Experimento C	58.1	34.3	7.7
Experimento D (0.75)	66	17	17
Experimento D (0.80)	62	24	14
Experimento D (0.85)	18	15	18
Experimento E (0.75)	70	20	10
Experimento E (0.80)	63	25	12
Experimento E (0.85)	66	22	12

Conclusiones

El objetivo de desarrollar el inventario forestal por medio de la visión computacional, fue para que se puedan analizar las muestras que se utilicen en la solución propuesta por medio del aprendizaje máquina, que esta aprenda, lea, analice y por último, sea posible etiquetar y contar las especies detectadas a lo largo de una zona forestal. No obstante, dependerá en gran medida de los parámetros utilizados el alcance que tenga la ejecución de la solución, para efectos prácticos, en desarrollo de la tesis sugiere utilizar algunos valores con buen resultado tanto para el umbral adaptativo así como para los píxeles admitidos por muestra analizada.

Bibliografía

Ilango, G. (2017), (Image classification using Python and Scikit-learn), URL <https://gogul.dev/software/image-classification-python>.

Ramírez, J. A. (2020), ((Inventarios forestales a través del procesamiento de imágenes)), URL <https://github.com/arcantu97/Tesis-Arboles>.



¹Campo de la inteligencia artificial que desarrolla algoritmos capaces de aprender por medio de información.

²Ciencia encargada de desarrollar algoritmos capaces de imitar capacidades humanas.

Inventarios forestales a través del procesamiento de imágenes

José Angel Ramírez Cantú, Satu Elisa Schaeffer

San Nicolás de los Garza, Nuevo León, México

Resumen

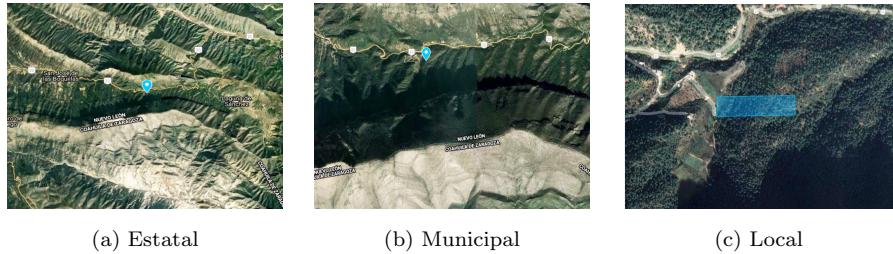
El impacto de la visión computacional en distintas áreas tiene un impacto positivo dando como resultado el poder resolver problemas de sectores diferentes a los de la tecnología. Es por eso que este trabajo propone utilizar la visión computacional en conjunto con el aprendizaje máquina para automatizar la clasificación de especies arbóreas y generación de inventarios forestales con el fin de reemplazar a las técnicas tradicionales que se utilizan en el sector forestal.

Palabras clave: Procesamiento de imágenes, Aprendizaje máquina, Inteligencia artificial, Visión Computacional, Inventarios forestales.

1. Introducción

Este trabajo explica el funcionamiento de la solución propuesta para generar inventarios forestales utilizando el procesamiento de imágenes para la generación de inventarios forestales. Dicha solución consta de seis fases en las que se las que hace uso de muestras generadas a partir del recorrido de un dron en la zona del Cilantrillo y Trinidad (véanse las figuras 1 y 2 de la página 2).

Aunque ya existen algunas software de computadora que ya tienen la facultad de poder detectar objetos, hay pocas soluciones que vayan totalmente enfocadas a generar inventarios forestales utilizando haciendo uso de tecnologías innovadoras que necesiten la menor interacción posible con el usuario que necesite generar un inventario forestal.



(a) Estatal (b) Municipal (c) Local

Figura 1: El Cilantrillo, Montemorelos, Nuevo León (25.3523418, -100.3463186).



(a) Estatal (b) Municipal (c) Local

Figura 2: La Trinidad, Santiago, Nuevo León (25.225939, -100.1431609).

El objetivo de este trabajo es demostrar que la solución propuesta puede reducir tiempos a la hora de procesar las muestras recolectadas por el recorrido de un dron e identificar por sí misma, cada especie presente en las muestras recolectadas haciendo uso del procesamiento de imágenes. Otro de los objetivos es extraer la información de cada especie con el fin de generar un modelo a partir de la información recolectada en las especies de árboles definidas.

El artículo está dividido en seis secciones, la sección 2 define los conceptos clave para el entendimiento del artículo, la sección 3 se presenta los artículos relacionados al presente trabajo y su diferencia, la sección 4 detalla la solución propuesta así como su metodología, la sección 5 se expone los resultados que apoyan a la hipótesis planteada y los experimentos que permiten reafirmar la hipótesis inicial, finalmente la sección 6 presenta las conclusiones del artículo desarrollado y la contribución del presente artículo.

2. Antecedentes

La *inteligencia artificial*¹ es una de las tecnologías que más ha acaparado la atención no sólo de las personas, sino también de las compañías que la utilizan con distintos fines, tanto cotidianos como industriales. Sin embargo, el porque de utilizarlas no sólo es con el fin de reemplazar las capacidades de un ser humano, sino que buscan facilitar las acciones con las que interactúa cada persona. En el caso del artículo se detalla como es que se busca utilizar la técnica de *procesamiento de imágenes*² para trabajar en conjunto con el *aprendizaje máquina*³ en el análisis de zonas forestales haciendo uso de *clasificación de imágenes*⁴.

El procesamiento de imágenes puede enfocarse en la búsqueda de un elemento en particular, por lo que permitiría reducir el tiempo que se invierte en clasificar individualmente cada especie de árbol y podría, paralelamente, identificar cada especie presente a lo largo de un sector forestal no centrándose únicamente en una sola especie. Cabe destacar que el procesamiento de imágenes no sería posible sin la intervención de la *visión computacional*⁵ la cual es la que permitiría el detectar automáticamente cada especie en la solución propuesta.

En el caso de los *inventarios forestales*⁶, se va utilizar el procesamiento de imágenes para analizar las características de *forma, color, bordes, textura* en las muestras, posteriormente el aprendizaje máquina tendrá que establecer en un modelo de información el análisis obtenido a partir de las características previamente mencionadas.

¹Ciencia encargada de desarrollar algoritmos capaces de imitar capacidades humanas

²Su función es capturar y procesar por medio de imágenes las información más relevante

³Campo de la inteligencia artificial que desarrolla algoritmos capaces de aprender por medio de información.

⁴Es una técnica del aprendizaje máquina que consiste en identificar un objeto por medio de propiedades o características propias de un elemento.

⁵Técnica de la inteligencia artificial que intenta emular la capacidad visual de los humanos.

⁶Pelz [10] lo define como sistemas de recolección de características del área sobre el que se trabaja

2.1. Antecedentes históricos

El procesamiento de imágenes surge en el año 1920 de los primeros intentos de transmisión de imágenes por medio de un cable transatlántico usando códigos telegráficos, permitiendo la codificación de una imagen en cinco niveles de gris para posteriormente, en 1929, el ya mencionado sistema de transmisión permitía codificar a quince niveles de gris, a su vez, este sistema redujo el tiempo de transmisión de imágenes a quince minutos [4].

El aprendizaje máquina surge a principios del año 1990 como un proceso para la extracción de información y modelos de predicción, esto último fue bastante utilizado por los sectores bancarios, que eran los que mayormente le sacaban un provecho a la hora de tomar decisiones [9].

La visión computacional llevaba bastante más tiempo que había sido desarrollada, pero no empleada; y es que en el año 1960 es cuando la inteligencia artificial apenas se estaba desarrollando y fue cuando se planteo el como es que una computadora iba a razonar como lo haría una persona. Los problemas recaen sobre factores de innovación y procesamiento de imágenes automático [13].

2.2. Descriptores de características globales

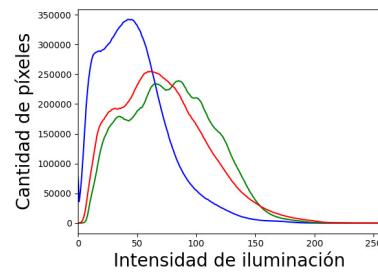
Existen dos tipos de características utilizados en el presente trabajo, las características globales que son las que pueden percibirse fácilmente (color, forma, textura) y las características locales, que cuantifican globalmente una imagen, estas últimas son necesarias para determinar que descriptor de características es el mejor para describir los puntos de interés o cierta región de una imagen.

2.2.1. Color

La característica de clasificación de color hace uso del *histograma de color*⁷ y por medio de gráficas, determinar la intensidad de la distribución del valor de un *pixel*⁸.



(a) Muestra utilizada



(b) Histograma generado

Figura 3: Histograma de color generado con las bibliotecas `matplotlib` y `OpenCV`.

2.2.2. Forma

La característica de forma cuenta también con varias métricas, se hace énfasis en los *momentos de una imagen*. Los momentos de una imagen son los pesos promedio de la intensidad de píxel sobre una imagen.



Figura 4: Formas de cada especie arbórea (verde: Abies, azul: Pino, amarillo: Encino).

⁷Cantidad de pixeles en listas de rangos de colores presentes en una imagen.

⁸Es la unidad básica más pequeña de las imágenes.

2.2.3. Textura

Esta característica tiene una gran relevancia dado que es de las más usadas al momento de identificar objetos en regiones de interés en fotografías aéreas, micrográficas y de satélite y en el presente trabajo, al identificar las muestras de los árboles. En este caso se emplea la métrica de *textura de Haralick*.

Esta métrica o conjunto de descriptores estadísticos de textura realizada por [6], se utiliza como parte de un conjunto de descriptores estadísticos de textura para determinar 14 descriptores de textura haciendo uso de la matriz de concurrencia de los valores de intensidad de la imagen (COM).



Figura 5: Comparación de texturas encontradas.

2.3. Descriptores de características locales

Como se mencionó al inicio de la sección 2.2, las características locales son necesarias para describir los puntos o regiones de interés en una imagen.

Escalamiento: Transforma los datos de las características en rangos específicos de cero a uno.

Normalización: Desplaza y re-escala valores para alcanzar un rango entre cero y uno.

SIFT (Característica de transformación de escala invariante) Extrae la información y adecua en comparaciones.

SURF (Característica de acelerado robusto) Toma un vecino al rededor del punto seleccionado en la imagen y es dividido en sub-regiones para cada sub-región.

BRIEF (Característica de diferencias en forma de cadena binaria) Se enfoca en la orientación y menor numero de diferencias a su alrededor.

ORB (BRIEF rotada y orientada rápida) Determina estos puntos clave de una imagen.

2.4. *Uso de descriptores*

Existen varias formas de utilizar los descriptores pero hay dos maneras de mezclar las características de vectores.

Para las características globales de vector, sólo se concatena cada característica del vector para formar a una característica global del vector simple. Este enfoque se utiliza en el desarrollo de este algoritmo.

Para las características locales del vector también puede hacerse una combinación de las características locales y globales del vector, es necesario algo llamado modelo de la bolsa de palabras (BOVW). Este enfoque se utiliza normalmente en constructores de vocabularios, agrupamiento de K-medias, etc.

3. Trabajos relacionados

Existen algunos trabajos que no están completamente relacionados con el objetivo de identificar especies arbóreas, pero si existen investigaciones que toman como objetivo el analizar zonas forestales.

Shen *et al.* [12] menciona como hacen uso de combinar datos para realizar inventarios forestales por medio de sistemas digitales aéreos de fotogrametría y escáneres láser.

Aguilar *et al.* [1] utilizan una gran cantidad de entradas para definir manualmente la especie utilizando técnicas tradicionales.

Rincón *et al.* [11] tienen como meta evaluar artículos para actualizar los inventarios de árboles en un área metropolitana.

Vazquez y Luna [14] tienen como objetivo detectar objetos además de hacer uso del umbral adaptativo, el cual es muy utilizado en la visión computacional.

Pelz [10] hace simulaciones para la gestión de modelos forestales que podría ser requeridos para la toma de decisiones en un sector forestal.

Guo *et al.* [5] hacen uso de técnicas de inteligencia artificial para la identificación de especies forestales haciendo uso de multidatos espectrales tomando como punto de partida, los vecinos más cercanos (KNN).

Cuadro 1: Comparación de trabajos frente al desarrollado, donde ✓ indica que cumple con esta característica y ✗ no cumple con esta característica.

Trabajo	Inventarios forestales	Visión computacional	Detección de objetos
Aguilar <i>et al.</i> [1]	✓	✗	✓
Rincón <i>et al.</i> [11]	✓	✗	✗
Vazquez y Luna [14]	✗	✓	✓
Pelz [10]	✓	✓	✓
Guo <i>et al.</i> [5]	✗	✓	✓
Arévalo <i>et al.</i> [2]	✗	✓	✓
Hua <i>et al.</i> [7]	✓	✗	✗
Bosquet <i>et al.</i> [3]	✓	✗	✗
Shen <i>et al.</i> [12]	✗	✓	✗
Yahya y Ismail [15]	✓	✓	✗
El presente trabajo	✓	✓	✓

3.1. Áreas de oportunidad

En el método propuesto la visión computacional hace uso del modelo generado previamente por el aprendizaje máquina, el cual se encarga de clasificar cada árbol mediante una etiqueta que define a su especie por color. Esto último no ha sido aplicado en las investigaciones encontradas puesto que tienen un enfoque en hacer clasificaciones de múltiples objetos de un sólo tipo, o bien, sólo se enfocan en hacer anotaciones manuales por medio de inputs previamente establecidos y esto únicamente se enfoca en comparaciones.

En el cuadro 1 se puede apreciar que características comparte el trabajo desarrollado con el de otros autores. También se puede percibir que otros trabajos tengan las mismas características o al menos casi todas de las que tiene el trabajo desarrollado, sin embargo, el presente trabajo además de generar un inventario forestal de forma automatizada, el código fuente del trabajo puede ser modificado o estudiado con otros propósitos sin necesidad de esperar una retribución de por medio debido a que es un software libre.

4. Solución propuesta

La solución propuesta se va a dividir en siete fases, en dicha solución se parte de la recolección de muestras y finaliza en la generación de un inventario forestal con muestras detectadas por medio del aprendizaje máquina y la visión computacional.

4.1. Fase de recolección de muestras

La primera fase en el desarrollo de la solución consiste en recolectar muestras de el objeto a identificar por medio del aprendizaje máquina.

4.1.1. Muestras recolectadas

Inicialmente se empezó descargando el repositorio con imágenes que contenía imágenes de las zonas donde se realizó el recorrido del dron, más específicamente *Cilantrillo y Trinidad*.

4.1.2. Análisis de muestras

La información de cada muestra es analizada píxel por píxel, por lo que a simple vista se puede percibir la clase de información que contiene cada muestra, pero el analizar cada una de ellas llevaría demasiado tiempo, por lo que, se puede concluir que hay píxeles dentro de ellas que no sean útiles. En la figura 6 se muestra un ejemplo de cómo se verían las muestras que son de utilidad.



Figura 6: Comparación de muestras donde se aprecia una útil de una no útil.

4.1.3. Información no útil

En cada una de las muestras recolectadas está presente el suelo ya que es una imagen capturada por un drone, sin embargo, el suelo forma parte de la información que se necesita remover de las muestras para no sobreentrenar a el modelo de reconocimiento previamente desarrollado.

Para remover este suelo, se convierte la muestra a formato png con canales RGBA (rojo, verde, azul y transparencia, siglas en inglés), una vez que la muestra tenga el canal transparente, se recorren todos los píxeles de la imagen con el fin de encontrar y descartar los píxeles que no tengan relación con los colores de los árboles y así sólo guardar muestras con la información útil como se muestra en la figura 6 (b).

4.2. Fase de procesamiento de muestras

Una vez recolectadas las muestras con información relevante, se procede a entrenar a el modelo con esa información para que sea en fases posteriores este sea capaz de entender y clasificar donde estén presentes las especies arbóreas almacenadas en el modelo.

4.2.1. Recortando muestras

Primeramente hay reconocer las secciones o partes de la muestra que son de interés, en este caso, se trabaja con los colores, específicamente los de cada especie de árbol. En todas las muestras, se tienen tres colores: [verde, amarillo, azul]. Estos colores indican que colores tienen una anotación válida para recortar.



Figura 7: Muestra con anotaciones

En la figura 7 se aprecia que tiene secciones delimitadas por colores, por lo que se recorre la muestra por píxeles hasta encontrar la zona que esté dentro del rango de colores previamente establecido.

4.3. Fase de entrenamiento

Previo a la detección de especies en las muestras se genera el modelo encargado de clasificar las muestras, para esto, el algoritmo necesita saber que imágenes o carpetas de imágenes tomará en cuenta para analizar la información que va a estar presente en el modelo de información de especies de arboles.

4.4. Fase de detección

En esta fase se utilizan las características globales y el modelo clasificador de *bosque aleatorio*⁹ (inglés: random forest), donde se establece un valor estimado de árboles por cada muestra donde se vaya a probar el modelo y posteriormente clasificar cada especie por color y nombre como en la figura 8.

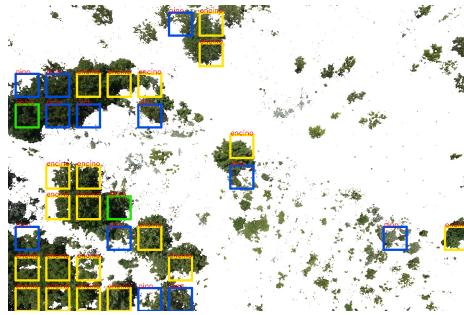


Figura 8: Clasificación de especies arbóreas en una muestra

4.5. Fase de combinación

La fase de combinación consta en tomar la muestra del directorio original de imágenes, asignarlo como base y posteriormente, la muestra con información útil del directorio que se genero como resultado de la fase de detección, es incrustado encima de la muestra original para obtener un resultado como el de la figura 9.



Figura 9: Combinación de detección y una muestra original

⁹Clasificador de múltiples decisiones que funciona en conjunto.

5. Evaluación

Después de clasificar todas las muestras que pasan por las fases de entrenamiento, detección y combinación, se puede obtener un resultado preliminar que indica cuántos árboles de cada especie son detectados en la fase de detección. El analizar una muestra que haya pasado por la fase de combinación puede evaluar si los parámetros seleccionados dan un resultado favorable o si estos podrían mejorar cambiando alguno de ellos, sin embargo, es experimentando como se puede determinar si es posible mejorar el resultado obtenido.

Experimento A: Misma cantidad de especies por tamaño de clase. Toma la misma cantidad de muestras para cada clase.

Experimento B: Cantidad total de especies por tamaño de clase. Toma todas las especies disponibles en cada clase.

Experimento C: Misma cantidad de especies utilizando espejos de muestras. Utiliza espejos de las muestras recolectadas en las clases que tengan una cantidad de muestras inferior al de la clase con más muestras para tener el mismo tamaño de muestras en todas las clases.

Experimento D: Umbralización. Compara tres niveles distintos de umbral (0.15 %, 0.25 %, 0.50 %) para comparar el que mejor resultados proporciona.

Experimento E: Límite de píxeles ausentes. Utiliza tres porcentajes de píxeles ausentes (0.75 %, 0.80 % y 0.85 %) para determinar la mayor cantidad de especies posibles en una muestra.

Todos los experimentos son ejecutados en una laptop con las especificaciones del cuadro 2.

Cuadro 2: Especificaciones técnicas del equipo de cómputo

Sistema Operativo	Windows 10 64 bits
Procesador	Intel Core i5-7300HQ
RAM	8 GB RAM DDR4 2133 MHz

Los resultados del cuadro 3 reportan las especies detectadas por cada experimento realizado.

Cuadro 3: Resultados obtenidos por experimento.

Experimento	Pino	Encino	Abies
Experimento A	67.3	18.4	14.4
Experimento B	50.2	41.6	8.2
Experimento C	58.1	34.3	7.7
Experimento D (0.75)	66	17	17
Experimento D (0.80)	62	24	14
Experimento D (0.85)	18	15	18
Experimento E (0.75)	70	20	10
Experimento E (0.80)	63	25	12
Experimento E (0.85)	66	22	12

En el experimento *A* (misma cantidad de especies por clase), Pino es claramente un especie predominante debido a que esta especie era predominante en las muestras. Como dato adicional, el experimento se completa en 18 horas.

En el experimento *B* (cantidad total de especies por tamaño de clase) se aprecia que si afecta bastante fijar el tamaño de cada clase, es posible diferenciar que la especie pino ya no es tan predominante como lo era en un experimento con un valor fijo.

El experimento *C* (misma cantidad de especies utilizando espejos de muestras) hace uso de la especie de árbol que mayor tiene muestras, donde comparando con el experimento *A* y el experimento *B* se puede ver que tener un tamaño fijo de especies y un valor total de cada especie si impacta en el experimento.

En el experimento *D* (umbralización) únicamente se toman en cuenta la cantidad de especies detectadas por porcentaje de píxeles permitidos, el experimento más equilibrado fue el de utilizar 0.50 % de píxeles permitidos, debido a que otorga un mejor rendimiento entre todas las muestras.

Finalmente para el experimento de *E* (píxeles permitidos), se hace uso del modelo generado a partir de las muestras con el mejor umbral probado, donde se aprecia que el experimento con 85 % de pixeles permitidos es el que otorga mayor cantidad de especies arbóreas siendo ligeramente superior al experimento al experimento con 80 % de píxeles permitidos.

Respecto a la hipótesis que se plantea, se busca como objetivo particular el optimizar tiempos y costos de generar el inventario forestal por técnicas generadas por procesamiento de imágenes, en cuanto a tiempos definitivamente ahorrara en términos de duración si se consideran los tiempos de procesamiento y recolección de muestras, esto debido a que con un conjunto de datos relativamente grande, se puede obtener una solución en menos de tres días; en el apartado económico se puede considerar que esta técnica reduce muchos gastos en relación a equipos de trabajo, gastos en viajes a zonas particulares, etc. En cuanto a la parte de los objetivos, se cumplieron tanto el objetivo general que era generar un inventario forestal, así como los objetivos específicos, que abarcán desde la generación del conjunto de muestras hasta la parte de la prueba utilizando un modelo para detectar las especies.

6. Conclusiones

El objetivo de desarrollar el inventario forestal por medio de la visión computacional fue para que por medio del aprendizaje máquina se lea, analice y clasifique las especies detectadas a lo largo de una zona forestal. No obstante, dependerá en gran medida de los parámetros utilizados el alcance que tenga la ejecución de la solución, para efectos prácticos, en desarrollo de la tesis sugiere utilizar algunos valores con buen resultado tanto para el umbral adaptativo así como para los píxeles admitidos por muestra analizada.

La solución propuesta surgió a partir de un problema de clasificación de flores [8], donde originalmente solamente se utilizaban muestras de flores para determinar un tipo individual de flora pero gracias a la base, se modificó el planteamiento para utilizarlo en un entorno distinto al original. En este caso, utilizarlo para generar inventarios forestales donde una muestra de una zona forestal, es recortada por colores para posteriormente y almacenada en una carpeta que corresponde al color detectado de la especie arbórea. Posteriormente en cada carpeta de la especie detectada, hace un análisis de la información de la muestra para generar un modelo o conjunto de datos que sirve para almacenar la información general de todas las muestras y sirva como base para detectar especies arbóreas en las muestras originales.

No obstante, esta solución, aunque es eficiente, puede ser mejorada si se encuentran mejores métodos para encontrar parámetros exactos en relación a los umbrales, tamaño de imágenes y una arquitectura de la solución que pueda aprovechar todos los recursos de la computadora para generar lo más rápido posible, un resultado. Otra de las cosas que se podría estudiar de mejor forma, sería la robustez de la solución propuesta, esto con apoyo de la recolección de más muestras, capturar muestras en distintas fechas y utilizar distintas alturas en vuelos para obtener una mejor perspectiva de la zona forestal que se va analizar.

Referencias

- [1] AGUILAR, F., A. NEMMAOUI y A. ROMEO (2019), «Fusión de nubes de puntos de escáner láser terrestre y fotogrametría aérea basada en imágenes de drones para el inventario de bosques mediterráneos», *Dyna (Bilbao)*, págs. 131–136.
- [2] ARÉVALO, J., L. DE NASCIMENTO, S. FERNÁNDEZ-LUGO, J. MATA y L. BERMEJO (2011), «Grazing effects on species composition in different vegetation types (La Palma, Canary Islands)», *Acta Oecologica*, **37**(3), págs. 230–238.
- [3] BOSQUET, B., M. MUCIENTES y V. M. BREA (2020), «STDnet: Exploiting high resolution feature maps for small object detection», *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, **91**, pág. 103 615.
- [4] GONZALEZ, R. C. (1987), *Digital Image Processing*, ISBN: 0201110261.
- [5] GUO, Y., Z.-Y. LI, E.-X. CHEN y X. ZHANG (2011), «The study of parallel KNN in the identification of forest type based on multi-spectral data», en *2011 International Conference on Computer Science and Service System (CSSS)*, IEEE, págs. 4113–4115.
- [6] HARALICK, R. M., K. SHANMUGAM y I. H. DINSTEIN (1973), «Textural features for image classification», *IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics*, (6), págs. 610–621.
- [7] HUA, X., X. WANG, T. RUI, H. ZHANG y D. WANG (2020), «A fast self-attention cascaded network for object detection in large scene remote sensing images», *Applied Soft Computing*, **94**, pág. 106 495.
- [8] ILANGO, G. (2017), «Image Classification using Python and Scikit-learn», URL <https://gogul.dev/software/image-classification-python>.
- [9] NIÑO, M. y A. ILLARAMENDI (2015), «Entendiendo el big data: antecedentes, origen y desarrollo posterior», *DYNA New Technologies*, **2**(1).

- [10] PELZ, D. R. (1977), «Simulation models of forest resource management», *Informe técnico*, Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE).
- [11] RINCÓN, F. D. Y., R. E. H. GARCÍA, N. L. RAMÍREZ, D. F. SERRATO, J. M. C. GARCÍA, X. FREDDY y G. LASSO (2015), «Evaluación de tres productos de sensores remotos para la actualización de inventarios de árboles urbanos», *Universidad Autónoma de Ciudad Juárez (UACJ)*.
- [12] SHEN, L., M. YAN, G. WU y X. SU (2020), «Individual Tree Location Detection by High-Resolution RGB Satellite Imagery in Urban Area», en *Proceedings of the 2020 International Conference on Computing, Networks and Internet of Things*, págs. 139–143.
- [13] SUCAR, L. E. y G. GÓMEZ (2011), «Visión computacional», *Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica. México*, **2**(1).
- [14] VAZQUEZ, J. y C. LUNA (2006), *Umbral adaptativo para la detección de objetos en movimiento usando visión computacional*, ISBN: 8481029645.
- [15] YAHYA, Y. y R. ISMAIL (2017), «Computer simulation of tree mapping approach to project the future growth of forest», en *Proceedings of the 11th International Conference on Ubiquitous Information Management and Communication*, págs. 1–7.