



UNIVERSIDAD
NACIONAL
DE COLOMBIA

Desarrollo de un método basado en visión por computador para segmentar imágenes de los anillos de crecimiento en la especie *Apeiba membranacea*.

Andrés Felipe Sánchez Aguiar

Universidad Nacional de Colombia
Facultad de Minas, Departamento de Ciencias de la Computación y de la Decisión
Medellín, Colombia
Año 2019

Desarrollo de un método basado en visión por
computador para segmentar imágenes de los
anillos de crecimiento en la especie *Apeiba
membranácea*.

Andrés Felipe Sánchez Aguiar

Tesis o trabajo de investigación presentada(o) como requisito parcial para optar al título
de:

Magister en Ingeniería de Sistemas

Director (a):

Albeiro Espinosa Bedoya, M.Sc., Ph.D.

Línea de Investigación:

Visión por Computador

Grupo de Investigación:

GIDIA: Grupo de Investigación y Desarrollo en Inteligencia Artificial

Universidad Nacional de Colombia

Facultad de Minas

Departamento de Ciencias de la Computación y de la Decisión

Medellín, Colombia

2019

(Dedicatoria o lema)

Dedico esta tesis a mi madre, mi padre y mis abuelos que contribuyeron a la formación de la persona que soy en la actualidad y en la forja del carácter que manejo.

A mis hermanos que siempre han sido una fuente de ánimo.

A mi tutor que se volvió una gran guía en mi crecimiento profesional, con enseñanzas que van más allá del aula de clase.

A todos gracias

Andrés Sánchez Aguiar

Agradecimientos

Este trabajo se realizó en el marco del proyecto 047-2016 de Colciencias (Potencial dendrocronológico de árboles de los bosques muy húmedos y pluviales del Chocó Biogeográfico, Colombia), el cual financió las fases de campo y laboratorio de este estudio.

Resumen

La dendrocronología ha sido una herramienta de gran importancia a la hora de hacer estudios ecológicos y ha permitido el estudio del clima y los bosques alrededor del mundo. Sin embargo, esta técnica se desarrolló originalmente en las zonas templadas, lo que resultó en el sesgo de que los anillos solo se presentan en las zonas con estaciones. Por tal razón, los estudios de anillos de crecimiento en el trópico son mínimos en comparación a los estudios fuera de él. Por la diferencia en las características anatómicas de las especies dentro del trópico se ve necesaria la creación de herramientas enfocadas en estas especies que permitan un mayor desarrollo de la dendrocronología en el trópico. Así, se propone el desarrollo de un método que permita segmentar los anillos de crecimiento en la especie *Apeiba membranacea* a partir de técnicas de visión por computador. El proceso se inicia analizando cómo desarrollar la adquisición de las imágenes, encontrando que la mejor opción para esto es escaneando las imágenes a una resolución de 1200 PPP, posteriormente se evaluó mediante el criterio de expertos los espacios de color de estas imágenes encontrando que los canales basados en intensidad son los que mejor reflejan las características anatómicas, en especial el espacio RGB, que presenta con diferentes niveles las características anatómicas en cada uno de sus canales. Posteriormente, se analizaron diferentes técnicas de segmentación y se encontró que la más adecuada es el uso de una arquitectura Ternausnet en diferentes lotes ponderando el resultado final. Al validar los resultados contra las imágenes segmentadas a mano, se obtuvo un índice de Jaccard de 0.75, una exactitud de 0.85, una sensibilidad de 0.85 y una especificidad de 0.88, concluyendo que la forma más adecuada de abordar este problema es mediante el uso de diferentes modelos, entrenados con base a cada una de las características anatómicas de la especie.

Palabras clave: Dendrocronología, Visión por computador, *Apeiba membranacea*, Aprendizaje profundo, Segmentación

Abstract

Dendrochronology has been a tool of great importance when it comes to ecological studies and has allowed the study of climate and forests around the world. However, this technique was originally developed in temperate zones, which resulted in the bias that rings only occur in zones with seasons. For this reason, studies of growth rings in the tropics are minimal compared to studies outside of it. Due to the difference in the anatomical characteristics of the species within the tropics, it is necessary to create tools focused on these species that allow a greater development of dendrochronology in the tropics. Thus, the development of a method that allows segmenting the growth rings in the *Apeiba membranacea* species from computer vision techniques is proposed. The process begins by analyzing how to develop the acquisition of the images, finding that the best option for this is by scanning the images at a resolution of 1200 PPP, then the color spaces of these images were evaluated by experts criteria finding that the channels based on intensity are those that best reflect the anatomical characteristics, especially the RGB space, which presents with different levels the anatomical characteristics in each of its channels. Subsequently, different segmentation techniques were analyzed and it was found that the most appropriate is the use of a Ternausnet architecture in different batches weighing the final result. When validating the results against hand segmented images, a Jaccard index of 0.75, an accuracy of 0.85, a sensitivity of 0.85 and a specificity of 0.88 were obtained, concluding that the most appropriate way to address this problem is through the use of different models, trained based on data one of the anatomical characteristics of the species.

Keywords: Dendrochronology, Computer vision, Deep learning, *Apeiba membranacea*, Segmentation.

Contenido

CAPITULO 1: Introducción	1
1.1 INTRODUCCIÓN	1
1.2 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA.....	1
1.3 JUSTIFICACIÓN	3
1.4 ANTECEDENTES	3
1.5 OBJETIVOS.....	5
1.5.1 OBJETIVO GENERAL.....	5
1.5.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	5
2. Análisis de la respuesta en espacios de color de los anillos en la especie Apeiba membranácea con el fin de establecer los canales necesarios para una posterior segmentación	7
2.1 Adquisición de las imágenes	8
2.2 Espacios de color	11
2.3 Análisis y discusión	21
2.4 Conclusiones.....	23
3. Diseño un método para segmentar las imágenes obtenidas en la fase de adquisición empleando técnicas de visión por computador.	25
3.1 Operaciones sobre histogramas.....	26
3.2 Filtros basados en derivadas.....	33
3.3 . Segmentación mediante redes neuronales.....	36
3.4 Análisis y discusión	44
3.5 . Conclusiones.....	45
4. Validación los resultados del método comparando estos con los anillos identificados manualmente.	47
4.1 . Métricas de Validación	48
4.2 . Resultados y análisis.....	49
4.3 . Conclusiones.....	52
5. Conclusiones y recomendaciones.....	53
5.1 Conclusiones.....	53
5.2 Trabajo Futuro.....	54
Bibliografía	55

Lista de Figuras

	Pág.
Figura 1-1 imágenes tomadas con la cámara Parrott sequoia. a). Imagen en RGB. b). Imagen en verde. c). Imagen en rojo. d). Imagen en infra rojo cercano. e). Imagen en infra rojo.....	9
Figura 1-2 Imagen escaneada a 1200 PPP.....	11
Figura 1-3 Canal R de RGB.....	11
Figura 1-4 Canal B de RGB.....	12
Figura 1-5 Canal G de RGB.....	13
Figura 1-6 Canal A de LAB.....	14
Figura 1-7 canal B de LAB.....	15
Figura 1-8 canal L espacio LAB.....	16
Figura 1-9 canal Y de YCrCb.....	17
Figura 1-10 canal L del espacio HSL.....	17
Figura 1-11 Canal Cb del espacio YCrCb.....	18
Figura 1-12 canal Cr del espacio YCrCb.....	19
Figura 1-13 Espacio H del canal HSL.....	19
Figura 1-14 canal S del espacio HSL.....	20
Figura 1-15 Resumen cuantitativo de evaluación de expertos a los espacios de color....	21
Figura 2-1 Diferentes características anatómicas en un solo individuo de la especie Apeiba Membranácea, A) porosidad difusa, B Anillos con cambios de intensidad diferente, C) zona corchosa sin anillo, D) zona corchosa con anillo.....	27
Figura 2-2 Histogramas del espacio RGB, A) imagen en RGB, B) histograma canal Rojo, C) histograma canal verde, D) histograma canal azul.....	28
Figura 2-3 Histograma de cada característica anatómica en escala de grises, A) Porosidad difusa, B) anillos con diferentes cambios de intensidad, C) zona corchosa sin anillo, D) zona corchosa con anillo.....	29
Figura 2-4 Histograma ecualizado de cada característica anatómica en escala de grises, A) Porosidad difusa, B) anillos con diferentes cambios de intensidad, C) zona corchosa sin anillo, D) zona corchosa con anillo.....	31
Figura 2-5 Comparación imagen segmentada de cada característica anatómica con su ground truth desarrollado de forma manual, A) Porosidad difusa, B) anillos con diferentes cambios de intensidad, C) zona corchosa sin anillo, D) zona corchosa con anillo.....	32
Figura 2-6 Comparación de bordes encontrados de cada característica anatómica con su ground truth desarrollado de forma manual, A) Porosidad difusa, B) anillos con diferentes cambios de intensidad, C) zona corchosa sin anillo, D) zona corchosa con anillo.....	33

Figura 2-7 Comparación de la imagen segmentada, utilizando los bordes encontrados como mascara con su ground truth , A) Porosidad difusa, B) anillos con diferentes cambios de intensidad, C) zona corchosa sin anillo, D) zona corchosa con anillo	35
Figura 2-8 Arquitectura Unet implementada. Tomada de (Ronneberger, Fischer, P, & Brox, 2015).....	36
Figura 2-9 Arquitectura Ternaunet implementada Tomada de (Igloukov & Shvets, 2018)	37
Figura 2-10 Arquitectura SegNet implementada Tomada de (Montana & Brebisson, 2015)	37
Figura 2-11 imagen resultante del modelo de cada uno de los lotes de la arquitectura Ternaunet, A) imagen original, B) ground truth C) a P) modelos resultantes	41
Figura 2-12 Comparación de la ponderación de las imágenes generadas por los modelos en relacion al ground truth A) imagen ponderada B) imagen resultante C) ground truth D) imagen original.....	43
Figura 2-13 Ejemplo de falla del algoritmo a la hora de segmentar los anillos A) imagen original, B) imagen generada por el algoritmo C) ground truth.....	44
Figura 3-1 Frecuencia del índice de Jaccard	49
Figura 3-2 Frecuencia de valores de la métrica Exactitud	50
Figura 3-3 Frecuencia de la métrica Sensibilidad	50
Figura 3-4 Frecuencia de la métrica Especificidad	51

Lista de tablas

	Pág.
Tabla 1-1 . Ficha técnica escáner EPSON Expression 10000 XL	10
Tabla 1-2 Evaluación canal R espacio RGB.....	12
Tabla 1-3 Evaluación canal B espacio RGB.....	13
Tabla 1-4 Evaluación canal G espacio RGB	14
Tabla 1-5 Evaluación canal A espacio LAB.....	15
Tabla 1-6 . Evaluación canal B espacio LAB.....	15
Tabla 1-7 Evaluación canal L espacio LAB	16
Tabla 1-8 Evaluación canal Y espacio YCrCb.....	17
Tabla 1-9 Evaluación canal L espacio HSL.....	18
Tabla 1-10 Evaluación canal Cb espacio YCrCb.....	18
Tabla 1-11 Evaluación canal Cr espacio YCrCb.....	19
Tabla 1-12 Evaluación canal H espacio HSL	20
Tabla 1-13 Evaluación canal S espacio HSL.....	21
Tabla 2-1 Resultado de los modelos entrenados con la arquitectura Unet.....	38
Tabla 2-2 Resultado de los modelos entrenados con la arquitectura Ternausnet.....	39
Tabla 2-3 Resultado de los modelos entrenados con la arquitectura Segnet	40

CAPITULO 1: Introducción

1.1 INTRODUCCIÓN

Una de las formas de estudiar las variaciones ambientales es a través de la dendrocronología, la cual es la ciencia que estudia estos cambios a través del reconocimiento de patrones espaciales y temporales presentes en la madera de especies vegetales. Sin embargo, se puede decir que el desarrollo de la dendrocronología en el trópico está en sus inicios, debido a que siguen siendo pocos los estudios realizados para estas zonas comparados con la gran cantidad de investigación enfocada en regiones templadas. Un inconveniente para lograr avances a nivel dendrocronológico es la gran dificultad para la delimitación de anillos de crecimiento en las secciones trasversales de los troncos de los árboles que tienen su crecimiento en el trópico (Fichtler E. , 2017), el foco del presente trabajo será la desarrollo de un método basado en visión por computador que permita la segmentación de los anillos de crecimiento en la especie *Apeiba membranacea*.

1.2 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

La formación anual de anillos de crecimiento en los árboles se ha observado principalmente en las regiones templadas donde existe una influencia marcada de las estaciones y se sostuvo durante mucho tiempo que esta característica no se presentaba en los trópicos por no contar con climas estacionales marcados, sino como lo indica el (IDEAM, 2005) con épocas de mayor y menor pluviosidad (debidos al paso de la Zona de Convergencia Intertropical - ITCZ) y fenómenos interanuales como el ENSO (El Niño/La Niña). Aun así, se ha comprobado el reconocimiento de anillos de crecimiento anuales en algunas especies del trópico, lo cual ha abierto oportunidades para su estudio (Pons & Helle, 2011) (Fichtler E. , 2017)

La detección automática de anillos de crecimiento en los árboles ha sido desarrollada principalmente para especies de zonas templadas, donde hay un efecto marcado de las estaciones y se encuentran en su gran mayoría maderas con características anatómicas poco complejas como las coníferas. En las zonas tropicales, donde no hay estaciones y se presenta una ligera variación climática a lo largo del año, habitan las especies latifoliadas, cuyas maderas a diferencia de las coníferas, presentan generalmente características anatómicas distintas (tamaño y distribución de vasos, patrones en las bandas de parénquima, cambios de densidad inferiores en la formación de anillos) y dada la gran diversidad de especies, existen diferentes tipos de formación de anillos de crecimiento. (Fichtler E. , 2017)

En las especies latifoliadas se evidencian características como anillos de crecimiento con un contraste menor en su interior debido a una menor variación en la densidad de los anillos causada por la estabilidad del clima a lo largo del año, estos a su vez tienen en su interior diferentes vasos, fibras y bandas de parénquima, los cuales generan ruido a la hora de generar la delimitación manual de los anillos; la presencia de estos componentes anatómicos generan una gran variación de los posibles límites de los anillos y la alta plasticidad dentro y entre los anillos complica su detección. (Fichtler E. , 2017) (Subah, Derminder, & Sanjeev, 2017) (Fichtler & Worbes, 2010)

Actualmente, existen varias herramientas comerciales y gratuitas que realizan detección automática y/o semiautomática de anillos de crecimiento de árboles, pero ninguna de ellas logra implementar este procedimiento en las especies tropicales; la delimitación automática de anillos en especies del trópico debe tener en cuenta otras características adicionales al método que tradicionalmente se ha empleado en las especies de regiones templadas, el cual consiste principalmente en la detección cambios abruptos de coloración. Algunas técnicas complementarias se han empezado a incluir en recientes estudios, pero no específicamente en especies tropicales (Fabijańska, Barniak, Danek, & Piórkowski, 2017) (Sundari, Brito, & Kumar, 2014) lo que hace necesaria la creación de un modelo que se centre en estas especies.

1.3 JUSTIFICACIÓN

Hasta ahora no se han utilizado técnicas de visión por computador para la delimitación de anillos de crecimiento en una especie o un tipo de anillo particular del trópico. Para este estudio se plantea la hipótesis de que el proceso de detección automática de anillos de crecimiento en maderas de especies del trópico puede ser mejorado a través de herramientas de visión por computador, incluyendo técnicas de pre-procesado, filtrado y utilización de variables complementarias a color como texturas y formas con una efectividad igual o superior a la obtenida con la búsqueda manual de los anillos. Esto será evaluado para una especie llamada *Apeiba membranacea*.

Luego de detectar los anillos, algunas de sus aplicaciones serían la reconstrucción de series climáticas y el análisis de tasas de crecimiento de las especies de una forma más eficiente, lo cual generaría un mejor entendimiento de los bosques del trópico e incentivaría la creación de nuevos aportes para su conservación, lo cual actualmente es muy necesario. Según (Fichtler E. , 2017) la escasez de registros de clima instrumentales en Sudamérica hace que las reconstrucciones climáticas basadas en proxys sean muy valiosas.

1.4 ANTECEDENTES

En la inspección visual automática la información visual es obtenida y procesada automáticamente con la ayuda de sensores y equipos de cómputo que usan algoritmos de visión artificial. Este proceso consta de cuatro etapas (Mery, Lobel, Lillo, & Riffo, 2011), que son la adquisición, el preprocesamiento, la extracción de las características y el reconocimiento de patrones. En la Adquisición de las imágenes se capturan las imágenes a utilizar con algún tipo de sensor, ya sea en el espectro visible electromagnético, con ultrasonido o rayos X, entre otros. En el preprocesamiento se mejora la calidad de las imágenes y se resaltan los objetos y/o los defectos a detectar. En la extracción de las características se miden ciertas características de forma, textura o color que permitan describir el objeto de interés y los defectos en él. Por último, en la etapa de reconocimiento y clasificación se usan las características de los objetos para asignar una etiqueta de clase, que, por ejemplo, puede ser “defecto” o “no-defecto”.

En la literatura existen numerosos trabajos que presentan aplicaciones de la inspección visual automática en diferentes tipos de industrias como la electrónica (Kamil, Malik,

Thong, & Mohd Hani, 2012), de alimentos (Kumar Patel, Kar, Jha, & Khan, 2012), farmacéutica (Timm & Barth, 2012) y textil (Ngan, Pang, & Yung, 2011), entre otras. Sin embargo, la mayoría de los trabajos presentan soluciones con un dominio de aplicación específico, por tanto, no existe un método de inspección que sea lo suficientemente general para inspeccionar productos en diferentes dominios de aplicación con defectos similares (Mery & Carrasco, 2006). Esto constituye una de las mayores limitaciones de los sistemas de inspección pues el desarrollo de un nuevo sistema de inspección siempre requiere de una inversión considerable de tiempo y dinero.

En general, los métodos de inspección propuestos en la literatura suelen seguir una de 3 aproximaciones para la detección de defectos (Sablatbing, 1997) (Sannen, 2010) inspección basada en plantilla (o *template-matching*) (Lai & Fang, 1999) donde se compara la imagen del producto bajo inspección con una imagen de un producto libre de defectos; inspección basada en verificación de reglas (Derganc, Likar, Tomažević, & Pernuš, 2003) en la que se comprueba el cumplimiento de ciertas reglas definidas a partir de las características de un objeto libre de defectos o de los defectos en sí mismos; y la inspección basada en métodos de aprendizaje automático en las que se enseña a la máquina a reconocer los defectos a partir de un conjunto de imágenes de entrenamiento. Las dos primeras aproximaciones tienen la desventaja que requieren la definición explícita de reglas y umbrales que fácilmente pueden variar, por ejemplo, con los cambios de iluminación.

Estudios recientes han abordado el tema de la selección automática de anillos de crecimiento en árboles con aportes adicionales a la detección a partir de cambios abruptos de coloración. En ellos han logrado mejorar el proceso mediante la aplicación de diferentes técnicas. (Sundari, Brito, & Kumar, 2014) Emplearon un enfoque donde se utiliza un filtro Gaussiano antes de la detección de bordes. Luego de encontrar los bordes se aplican contornos activos (*snake*) con lo cual se definen de una mejor forma los anillos.

(Fabijańska, Barniak, Danek, & Piórkowski, 2017) Realizaron un comparativo de como al aplicar diferentes métodos de mejoramiento de imagen, se mejoran los resultados en la detección de anillos de crecimiento. Para ello utilizaron *thresholding*, mejoramiento de

contraste, características texturales y filtros de convolución. El método con el que obtuvieron un mejor resultado fue un filtro de convolución, el cual detectó 87% de los anillos, cuando sin la aplicación de estos métodos obtenían un resultado de 43% con el programa CooRecorder. Sin embargo, señalan que ninguno de estos métodos funciona perfectamente y deben ser desarrollados otros que enfatizen los anillos de crecimiento.

Luego del análisis de antecedentes queda importante resaltar que a pesar de los múltiples desarrollos en la detección automática de anillos de crecimiento no se ha llegado a la generación de un único modelo que permita la segmentación de anillos de crecimiento en especies del trópico, incluyendo la especie *Apeiba membranacea*.

1.5 OBJETIVOS

1.5.1 OBJETIVO GENERAL

Desarrollar un método basado en visión por computador para segmentar imágenes de los anillos de crecimiento en la especie *Apeiba membranacea*.

1.5.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

1. Analizar la respuesta en espacios de color de los anillos en la especie *Apeiba membranacea* con el fin de establecer los canales necesarios para una posterior segmentación.
2. Diseñar un método para segmentar las imágenes obtenidas en la fase de adquisición empleando técnica de visión por computador.
3. Validar los resultados del método comparando estos con los anillos identificados manualmente.

2. Análisis de la respuesta en espacios de color de los anillos en la especie Apeiba membranacea con el fin de establecer los canales necesarios para una posterior segmentación

INTRODUCCIÓN

Todos procesos de visión por computador parte inicialmente con la adquisición de las imágenes, para la adecuada adquisición es necesario conocer factores como la iluminación requerida y la resolución necesaria para que las características del objeto a detectar sean más claras.

A la hora de tomar imágenes de árboles con el fin de detectar anillos, (Sheppard & Graumlich, 1994) parten con una adquisición de imágenes de microscopia mediante la adaptación de una videocámara CCD a un microscopio, (Conner, Schowengerdt, Munro, & Hughes, 1998) posteriormente utilizan un montaje similar tomando como base cambios de densidad dentro de las muestras, teniendo conocimiento previo de la orientación y ancho de los anillos, con ubicaciones pre-marcadas de los mismos. Siempre basándose en una diferencia clara en el borde para diferenciar de forma inicial el interior del extremo del anillo.

Los anteriores estudios se basan en anillos formados por la diferencia de densidad cauda por estrés hídrico que ocasiona el cambio de estaciones sobre los árboles, en las zonas

tropicales donde no se presentan estaciones los anillos se forman por diferentes cambios anatómicos, (Mainieri & Chimelo, 1989); (Wheeler, 2011). (Dünisch, Montóia, & Bauch, 2003); (Worbes, 1989) (Maioli Barbosa, Pereira, Granato-Souza, Santos, & Leite Fontes, 2018);; (Locosselli, Krottenthaler, Pitsch, Anhufo, & Ceccantini, 2017); (Therrell, Stahle, Mukelabai, & Shugart, 2007). Patrones como variaciones en la porosidad o cambios en la distribución de bandas de parénquima generan la marcación del borde de anillo en especies.

La especie *Apeiba membranacea* como especie del trópico genera sus anillos por cambios de densidad, sin embargo, presenta una característica única del género *Apeiba*, la cual lleva a una formación de anillos falsos o cambios de densidad que no necesariamente corresponde al borde de un anillo, razón por la cual el proceso de adquisición de las imágenes utilizadas en esta tesis se realizó de la mano del grupo de investigación en dendrocronología tropical de la universidad nacional de Colombia.

2.1 Adquisición de las imágenes

Para la adquisición inicial de las imágenes se implementó una cámara Parrott sequoia con las siguientes características:

- Cámara RGB 16 MPX
- Definición: 4608X3456 pixeles.
- HDFOV: 63.9°
- VFOV: 50.1°
- DFOV: 73.05°

Esta cámara permite tener imágenes puras del espectro en colores verde, rojo, infra rojo cercano y lejano, las imágenes se tomaron utilizando como fuente de iluminación una lámpara de luz alógena blanca ubicada de forma perpendicular a

la superficie buscando que estas fuesen lo más homogéneas posible obteniendo las imágenes mostradas a en la Figura 2-1.

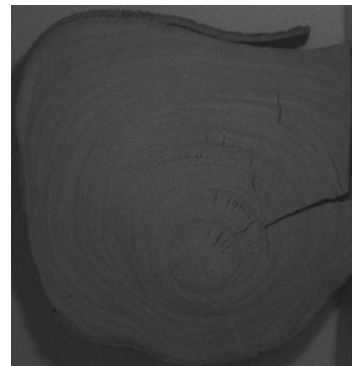
Figura 2-1 imágenes tomadas con la cámara Parrott sequoia. a). Imagen en RGB. b). Imagen en verde. c). Imagen en rojo. d). Imagen en infra rojo cercano. e). Imagen en infra rojo



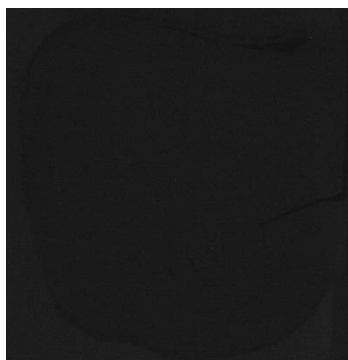
a) Imagen RGB



b) Imagen en verde.



c) Imagen en rojos



d) Imagen infra rojo cercano



e) Imagen en infra rojo

Analizando las imágenes con expertos del laboratorio de dendrocronología de la universidad nacional, se llega a la conclusión de que las imágenes obtenidas con el sensor de verdes prometen mostrar los anillos con mayor claridad que las imágenes en rojo, sin embargo, en todas las imágenes se tiene una resolución insuficiente para evidenciar de forma clara la ubicación y distribución de los anillos. Por tal razón y siguiendo como base lo encontrado en el estado del arte, se toman imágenes mediante un escáner Epson Expression 10000xl cuyas características se especifican en la Tabla 2-1 que permite tomar imágenes de una mayor resolución, se capturan imágenes en RGB con diferentes resoluciones, buscando la menor resolución en la cual el experto es capaz de identificar los anillos presentes en las muestras, dejando una resolución de 1200 PPP como la resolución adecuada para hacer posteriores análisis e identificar de forma manual los anillos para una comparación final.

Tabla 2-1 . Ficha técnica escáner EPSON Expression 10000 XL

Ficha técnica escáner EPSON Expression 1000XL	
Sensor fotoeléctrico	CCD 6 líneas alternativas de 94500 pixeles
Fuente de luz	Lámpara fluorescente de gas Xenón
Resolución de salida	De 50 a 12800 PPP (saltos de 1PPP)
Profundidad de pixeles	Entrada 16 bits/pixel, salida 1 a 16 bits/pixel
Software	Silverfast Ai, con calibración IT8

Tomando como base el estudio desarrollado por (Simcoe, 2009), antes tomar las imágenes se implementa la calibración IT8 utilizando la plantilla de color del escáner, reduciendo el ruido generado al capturar las imágenes al mínimo posible, y con base en (Fabijańska & Danek 2018) se toman imágenes con una resolución de 1200 PPP como se ve en la Figura 2-2, asegurando de esta manera que los anillos serán diferenciables al ojo experto para posteriormente implementar técnicas de visión por computador.

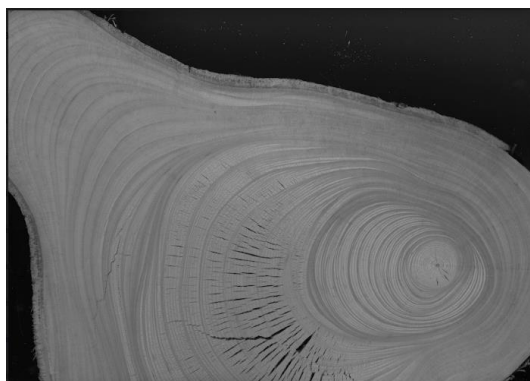
Figura 2-2 Imagen escaneada a 1200 PPP



2.2 Espacios de color

En conjunto con 6 expertos en dendrocronología se inicia el análisis de 15 imágenes obtenidas en los espacios: RGB, espacio basado en intensidad, los espacios de luminosidad cromancia LAB y YCrCb y por último el espacio HSL que representa matiz saturación y luminancia, sin mencionarles cual es el canal específico que están evaluando ni su significado, se les pide que evalúen que tan adecuada les parece la imagen para la detección manual de los anillos, mostrado a continuación:

Figura 2-3 Canal R de RGB



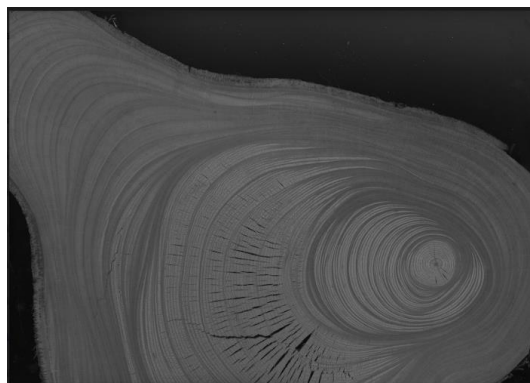
La Figura 2-3 muestra la respuesta en rojo del sensor del escáner, representada en escala de grises con niveles de 0 a 255, se puede apreciar que en las zonas más claras de la

imagen original con los tres canales, donde se marca un incremento de densidad, representado por valores de intensidad más bajos, se diferencian de con mayor claridad las características anatómicas que forman los anillos en comparación a los cambios de densidad de las zonas donde a pesar de haber incrementos de densidad no se presenta borde de anillo. Sin embargo, en las zonas más oscuras, donde los cambios de densidad son propios del borde de un anillo, se comienzan a hacer difusas las características que lo conforman, al someter a evaluación las imágenes en este canal, los resultados se plasman en la Tabla 2-2, donde se evidencia que los expertos la consideran entre adecuada y muy adecuada para la realización de un posterior análisis.

Tabla 2-2 Evaluación canal R espacio RGB

Evaluación canal R espacio RGB	
Escala	Calificación
Muy adecuada	30
Adecuada	60
Ni adecuada ni inadecuada	0
Inadecuada	0
Muy inadecuada	0

Figura 2-4 Canal B de RGB



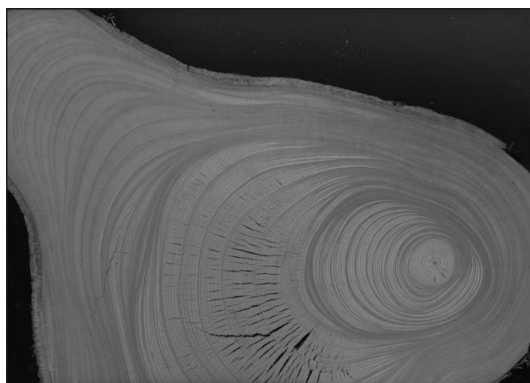
La Figura 2-4 muestra la respuesta en azul del sensor del escáner, representada en escala de grises con niveles de 0 a 255, a diferencia del canal rojo, se puede apreciar que en las zonas más claras de la imagen original con los tres canales, donde se marca un incremento de densidad, se pueden llegar a confundir las características anatómicas que forman los

anillos con las zonas donde a pesar de haber incrementos de densidad no se presenta borde de anillo. Sin embargo, en las zonas más oscuras, donde los cambios de densidad son propios del borde de un anillo, estos se reflejan con una mayor nitidez, los resultados se plasman en la Tabla 1.3, donde se evidencia que los expertos la consideran entre adecuada y muy adecuada para la realización de un posterior análisis.

Tabla 2-3 Evaluación canal B espacio RGB

Evaluación canal B espacio RGB	
Escala	Calificación
Muy adecuada	70
Adecuada	20
Ni adecuada ni inadecuada	0
Inadecuada	0
Muy inadecuada	0

Figura 2-5 Canal G de RGB



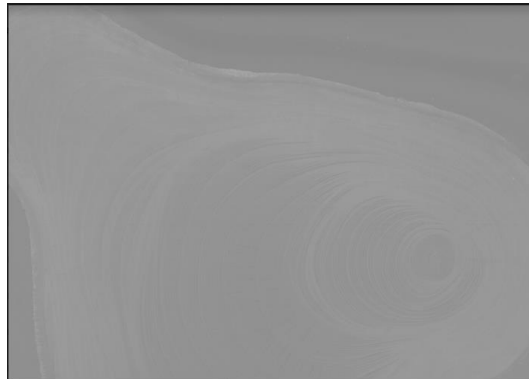
La Figura 2-5 muestra la respuesta en verde del sensor del escáner, al compararlo con los dos canales anteriores se puede apreciar que en las zonas más claras de la imagen original con los tres canales, ante los ojos de un experto, se diferencian las características anatómicas que forman los anillos en comparación a los cambios de densidad de las zonas donde a pesar de haber incrementos de densidad no se presenta borde de anillo, cabe aclarar que ante el ojo no experimentado estos cambios de densidad pueden generar confusión. En las zonas más oscuras, donde los cambios de densidad son propios del

borde de un anillo, se evidencian cambios de intensidad que dejan ver de forma clara los anillos, pero no de una forma tan evidente como en el canal azul. Los resultados se plasman en la Tabla 2-4, donde se evidencia que los expertos la consideran muy adecuadas las imágenes en este canal para la realización de un posterior análisis.

Tabla 2-4 Evaluación canal G espacio RGB

Evaluación canal G espacio RGB	
Escala	Calificación
Muy adecuada	77
Adecuada	13
Ni adecuada ni inadecuada	0
Inadecuada	0
Muy inadecuada	0

Figura 2-6 Canal A de LAB

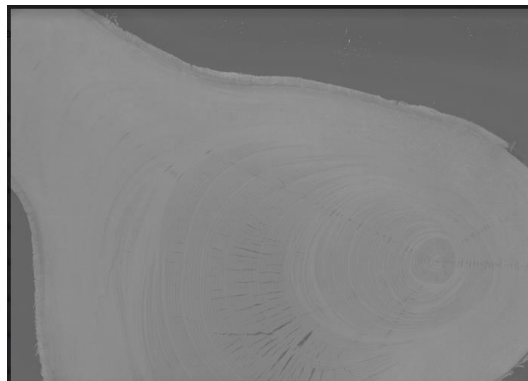


La Figura 2-6 representa el canal A del espacio LAB, al pasar la imagen al espacio de luminancia cromancia, este espacio representa las variaciones de color entre el rojo y el verde de la imagen, se puede apreciar que al ser una imagen de un color muy plano y de una respuesta de intensidad similar entre el rojo y el azul, no se logra evidenciar ningún tipo de característica que permita evidenciar la ubicación del borde de los anillos, todos los expertos aseguran que este canal es completamente inadecuado para posteriores análisis, como lo muestra la Tabla 2-5.

Tabla 2-5 Evaluación canal A espacio LAB

Evaluación canal A espacio LAB	
Escala	Calificación
Muy adecuada	0
Adecuada	0
Ni adecuada ni inadecuada	0
Inadecuada	30
Muy inadecuada	60

Figura 2-7 canal B de LAB



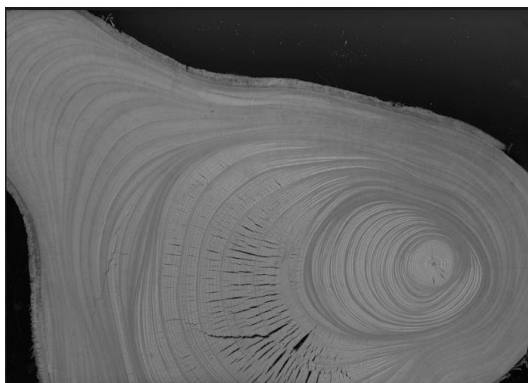
La Figura 2-7 muestra el canal B del espacio LAB, este muestra la cromancia entre azul y amarillo, siendo este último una interpolación de rojo y verde y estos similares al resultado del canal azul, no se logran identificar los anillos, a pesar de que en las zonas más claras de la imagen original se evidencien los cambios de densidad no correspondientes a anillos, los expertos califican este espacio como inadecuado para la detección de los anillos como lo muestra la Tabla 2-6

Tabla 2-6 . Evaluación canal B espacio LAB

Evaluación canal B espacio LAB	
Escala	Calificación

Muy adecuada	0
Adecuada	0
Ni adecuada ni inadecuada	0
Inadecuada	35
Muy inadecuada	55

Figura 2-8 canal L espacio LAB



La Figura 2-8 representa el canal de luminancia en el espacio LAB, en este se ven de forma clara todos los cambios de densidad presentes en los cambios de niveles de intensidad de la imagen, al igual que la Figura 2-9 que refleja el canal Y del espacio YCrCb y la Figura 2-10 que refleja el canal L del espacio HSL, que son la representación de luminancia en sus espacios, son tomadas como muy adecuada en la mayoría de las imágenes por los expertos como se refleja en la Tabla 2-7, Tabla 2-8 y Tabla 2-9.

Tabla 2-7 Evaluación canal L espacio LAB

Evaluación canal L espacio LAB	
Escala	Calificación
Muy adecuada	49
Adecuada	41
Ni adecuada ni inadecuada	0
Inadecuada	0
Muy inadecuada	0

Figura 2-9 canal Y de YCrCb

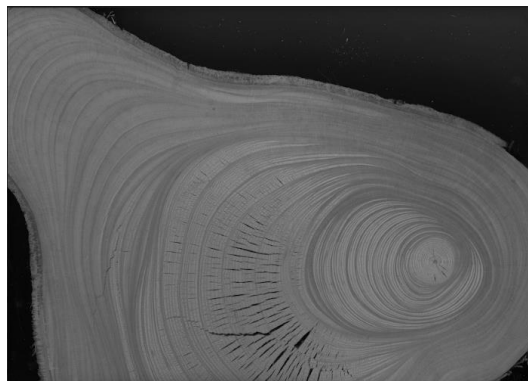


Tabla 2-8 Evaluación canal Y espacio YCrCb

Evaluación canal Y espacio YCrCb	
Escala	Calificación
Muy adecuada	42
Adecuada	48
Ni adecuada ni inadecuada	0
Inadecuada	0
Muy inadecuada	0

Figura 2-10 canal L del espacio HSL

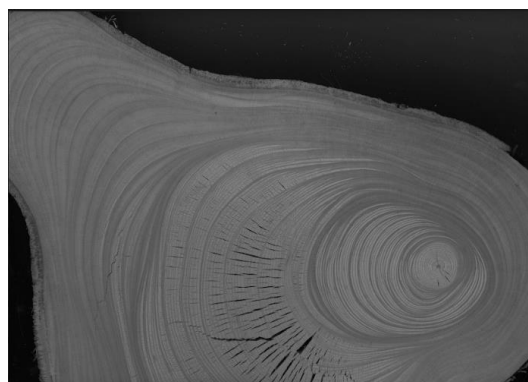
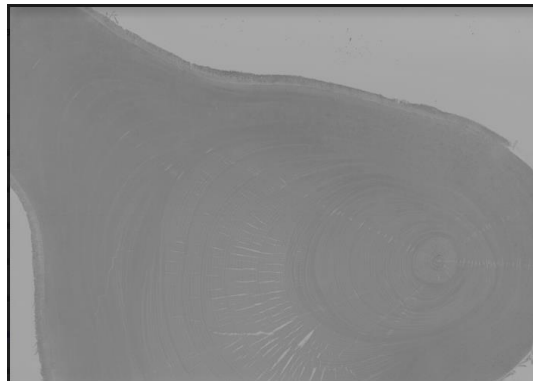


Tabla 2-9 Evaluación canal L espacio HSL

Evaluación canal L espacio HSL	
Escala	Calificación
Muy adecuada	57
Adecuada	33
Ni adecuada ni inadecuada	0
Inadecuada	0
Muy inadecuada	0

Figura 2-11 Canal Cb del espacio YCrCb

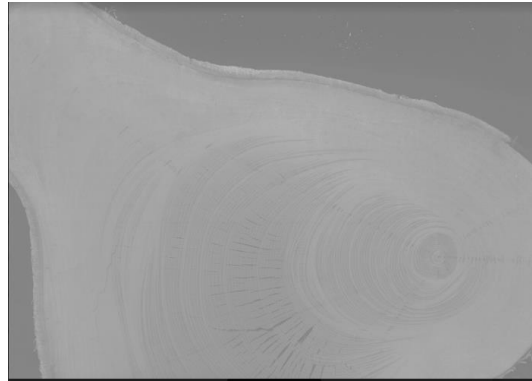


En la Figura 2-11 se representa el canal Cb del espacio YCrCb el cual refleja la luminancia en azul, en este espacio no se logra diferenciar en ningún nivel los cambios de densidad que forman las características que forman los bordes de los anillos, haciendo imposible reconocerlos en este espacio, este espacio es calificado como inadecuado en las evaluaciones como lo muestra la Tabla 2-10

Tabla 2-10 Evaluación canal Cb espacio YCrCb

Evaluación canal Cb espacio YCrCb	
Escala	Calificación
Muy adecuada	0
Adecuada	0
Ni adecuada ni inadecuada	0
Inadecuada	0
Muy inadecuada	90

Figura 2-12 canal Cr del espacio YCrCb

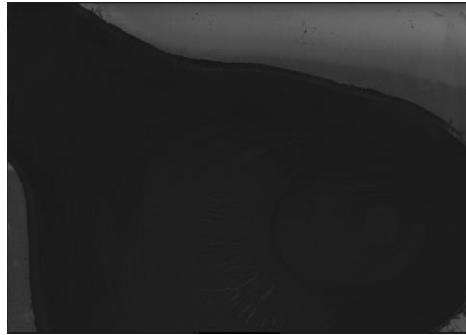


La Figura 2-12 refleja el canal Cr del espacio YCrCb, este canal representa la cromancia en rojo se puede apreciar los cambios de densidad que no reflejan anillos, mientras que las características que si representan el borde de los mismos se presenta de una forma muy difusa, en todas las muestras este espacio fue calificado como inadecuado o muy inadecuado como lo refleja la Tabla 2-11.

Tabla 2-11 Evaluación canal Cr espacio YCrCb

Evaluación canal Cr espacio YCrCb	
Escala	Calificación
Muy adecuada	0
Adecuada	0
Ni adecuada ni inadecuada	0
Inadecuada	0
Muy inadecuada	90

Figura 2-13 Espacio H del canal HSL

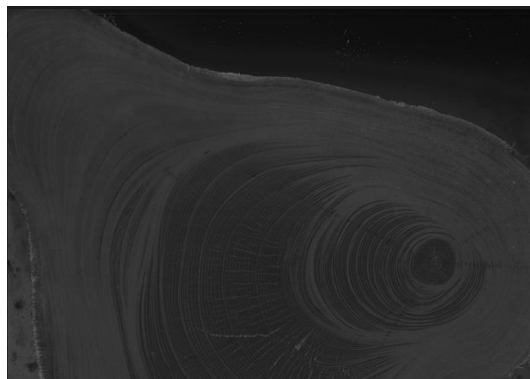


La Figura 2-13 representa el canal de matiz, el cual indica cual es el color presente en este pixel, dadas las pequeñas variaciones de color en la imagen se evidencia una figura prácticamente plana en este canal, de forma que no se logran diferenciar características en la imagen haciéndola inadecuada para posteriores análisis como se refleja en la Tabla 2-12 Evaluación canal H espacio HSL.

Tabla 2-12 Evaluación canal H espacio HSL

Evaluación canal H espacio HSL	
Escala	Calificación
Muy adecuada	0
Adecuada	0
Ni adecuada ni inadecuada	0
Inadecuada	0
Muy inadecuada	90

Figura 2-14 canal S del espacio HSL



La Figura 2-14 representa el canal de saturación, el cual indica la pureza del color presente en cada zona de la imagen, evidencia una figura prácticamente plana en este canal, debido

a las tonalidades marrones presentes en la imagen, a pesar de que en las zonas corchosas de la imagen se pueden diferenciar los cambios de densidad estos no se logran identificar como propios de un anillo haciéndola un poco más adecuada, según expertos que los demás canales que no dependen de la intensidad, sin embargo no llega a la aceptación de estos como lo muestra la Tabla 2-13.

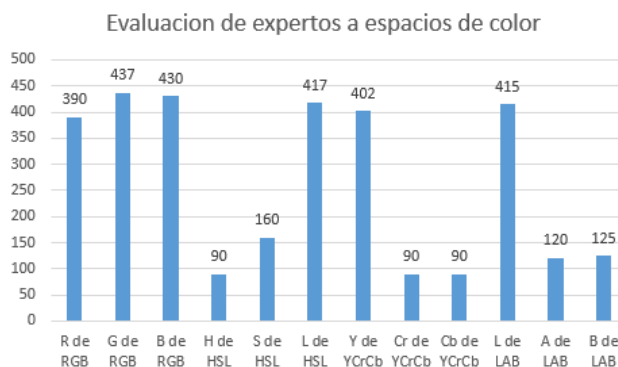
Tabla 2-13 Evaluación canal S espacio HSL

Evaluación canal S espacio HSL	
Escala	Calificación
Muy adecuada	0
Adecuada	0
Ni adecuada ni inadecuada	20
Inadecuada	30
Muy inadecuada	40

2.3 Análisis y discusión

Para analizar la respuesta cualitativa entregada por los expertos se diseña una escala cuantitativa, en esta se le da un valor de 1 a cada respuesta donde la imagen fue calificada de muy inadecuada, un valor de 2 donde fue calificada de inadecuada, 3 donde fue calificada de ni adecuada ni inadecuada, 4 donde fue calificada de adecuada y 5 donde fue calificada de muy adecuada, como se presenta en la Figura 2-15.

Figura 2-15 Resumen cuantitativo de evaluación de expertos a los espacios de color



Como se puede observar los canales mejor evaluados fueron aquellos basados en intensidad, las características anatómicas presentes en la especie *Apeiba membranacea*, generan por cambios en la densidad celular, esto se refleja en la imagen como cambios en los niveles de intensidad haciendo que sean más visibles en los canales L de LAB, Y de YCrCb, L de HSL y en los tres canales del espacio RGB, los cuales se reflejan la intensidad de luz en la imagen.

De forma visual, los bordes de los anillos de crecimiento se evidencian como una franja de una tonalidad más oscura que el interior de los mismos, pero manteniendo colores similares, razón por la cual en los canales que se basan en cromancia, matiz o saturación, no los muestran de forma clara, siendo estos los peor evaluados por los expertos.

Las características como la porosidad y la zona corchosa, también se presentan con mayor claridad en los canales que dependen de la intensidad, comportándose como ruido incluso ante el ojo experto, la zona corchosa presenta cambios de intensidad semejante los anillos haciendo que estos se confundan.

Finalmente se observa como los expertos evaluaron de forma similar los canales de luminancia, siendo estos los canales que muestran todas las características anatómicas en sus respectivos espacios, sin embargo presenta los bordes de los anillos y bordes de la zona corchosa con niveles similares de intensidad, diferente a como ocurre con los canales del espacio RGB, espacio en el que cada uno de los canales refleja comportamientos ligeramente diferentes, teniendo los canales G y B como los mejor evaluados por los expertos para buscar anillos, a pesar de que el canal R no tuvo una calificación tan alta, no se descarta a la hora de hacer análisis posteriores mediante técnicas de visión por computador, debido a que presenta un comportamiento diferente en las características anatómicas en relación al canal B o G, donde características como el corcho, pueden confundirse visualmente con bordes de anillos.

2.4 Conclusiones

Del trabajo anterior se concluye que para poder evidenciar los bordes de anillos en la especie Apeiba membranacea, es necesario trabajar en canales que se basen en la intensidad la imagen, adicionalmente en esta fase inicial se encuentra que es más recomendable trabajar en el espacio RGB debido a que, según los expertos presenta una con una mayor claridad las variaciones que generan las diferentes características anatómicas en cada uno de sus canales, siendo el canal azul el que muestra de forma más clara los anillos pero también el que más se confunden estos en la zona corchosa en comparación al canal verde y rojo del mismo espacio.

En el presente capítulo se da por cumplido el primer objetivo, al seleccionar el espacio RGB como el espacio idóneo para la elaboración de posteriores análisis basados en técnicas de visión por computador.

3. Diseño un método para segmentar las imágenes obtenidas en la fase de adquisición empleando técnicas de visión por computador.

Introducción

Desde la década de los 90 se han buscado métodos confiables que permitan segmentar de forma única los anillos de crecimiento en diferentes especies de árbol, sin embargo, las diferencias anatómicas entre las diferentes especies han hecho que sea una tarea aun no concretada en la actualidad.

(Sheppard & Graumlich, 1994) inicialmente en 1994 proponen un método que se basa en la diferencia de los niveles de intensidad entre el borde de los anillos y el interior del mismo en especies coníferas, posteriormente, (Conner, Schowengerdt, Munro, & Hughes, 1998) partirían de esta idea y con conocimientos previos sobre la orientación del anillo aplican filtros de Sobel y Canny para detectar los bordes de estos, este enfoque basado en filtros de derivadas se ha mantenido en diferentes estudios desde la época hasta la actualidad (Laggoune & Guesdon, 2005); (Entacher & Planitzer, 2007) (Sundari, Brito, & Kumar, 2014), con resultados manejando precisiones elevadas en algunas especies, pero fallando de forma rotunda en especies que presentan características anatómicas diferentes a las empleadas en los estudios iniciales, características tales como, un bajo contraste entre la intensidad del interior del anillo y su borde, bandas de parénquima y porosidades muy notorias, todas presentes en la mayoría de las especies del trópico, incluyendo la apeiiba membranácea.

(Borianne, Pernaudat, & Subsol, 2011) (Henke & Sloboda, 2014) (Kennel, Borianne, & Subsol, 2015) (Cerdeira, Hirschfeld-Kahler, & Mery, 2007) parten de un enfoque diferente, donde utilizan técnicas de matching con ventanas deslizantes para segmentar los anillos en especies donde estos se generan de forma concéntrica desde el interior de la sección transversal del árbol, mostrando que, a pesar de tener buena precisión en estas especies, en los casos donde los anillos presentan excentricidades y anillos falsos el método implementado tendía a generar errores.

Más adelante, diversos autores (Borianne, Pernaudat, & Subsol, 2011) (Norell, 2011) (Xu, y otros, 2017) (Zhou, Feng, Huang, Lin, & Yu, 2012) (Rigozo, Nordemann, Echer, Vieira, & Prestes, 2004) (Entacher & Planitzer, 2007) (Lara, Bravo, & Sierra, 2015); (Sioma & Socha, 2016) toman diferentes enfoques para la detección de anillos de crecimiento en sus especies locales siendo útiles única y exclusivamente en las especies en las que se diseñó el estudio, (Fabijańska, Barniak, Danek, & Piórkowski, 2017) califica las características evaluadas en estos trabajos, como características artesanales, ya que estas varían de forma drástica entre una especie u otra, inclusive entre individuos de una misma población se presentan características anatómicas que llevan a fallas en la detección de los anillos.

(Fabijańska & Danek., 2018) finalmente desarrolla un modelo basado en redes neuronales convolutivas utilizando la arquitectura U-Net para identificar anillos en especies de zonas fuera del trópico que presentan una porosidad difusa teniendo una eficiencia de un 97%.

Presentado esto, en el actual capítulo se pretende presentar el resultado de implementar las diferentes técnicas planteadas para la segmentación de los anillos de crecimiento, iniciando con operaciones sobre histograma, siguiendo con filtros basados en derivadas y por último el manejo de redes neuronales convolutivas.

3.1 Operaciones sobre histogramas

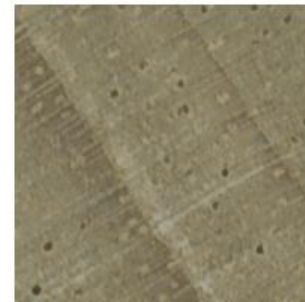
Para desarrollar un análisis de histograma, se analizan segmentos de las imágenes que presentan diferentes características anatómicas presentes en la especie *Apeiba membranacea*. Estas se presentan en la Figura 3-1 se presentan diferentes características anatómicas presentes en un solo individuo de la especie *Apeiba membranacea*, en la

sección A se presenta porosidad difusa sin presencia de anillo de crecimiento, en la sección B se presentan dos anillos de crecimiento con un espacio de incremento de densidad significativamente diferentes, en la sección C se presenta la zona corchosa, donde se presentan cambios de densidad sin presencia de anillo y en la sección D se presenta un anillo originado en la zona corchosa donde el borde del anillo presenta cambios de densidad.

Figura 3-1 Diferentes características anatómicas en un solo individuo de la especie *Apeiba Membranácea*, A) porosidad difusa, B) Anillos con cambios de intensidad diferente, C) zona corchosa sin anillo, D) zona corchosa con anillo



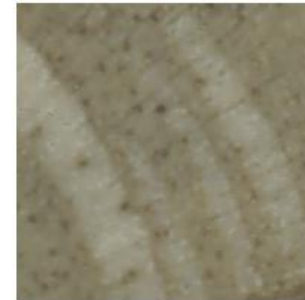
A) Porosidad difusa



B) Anillos con cambios de intensidad diferente

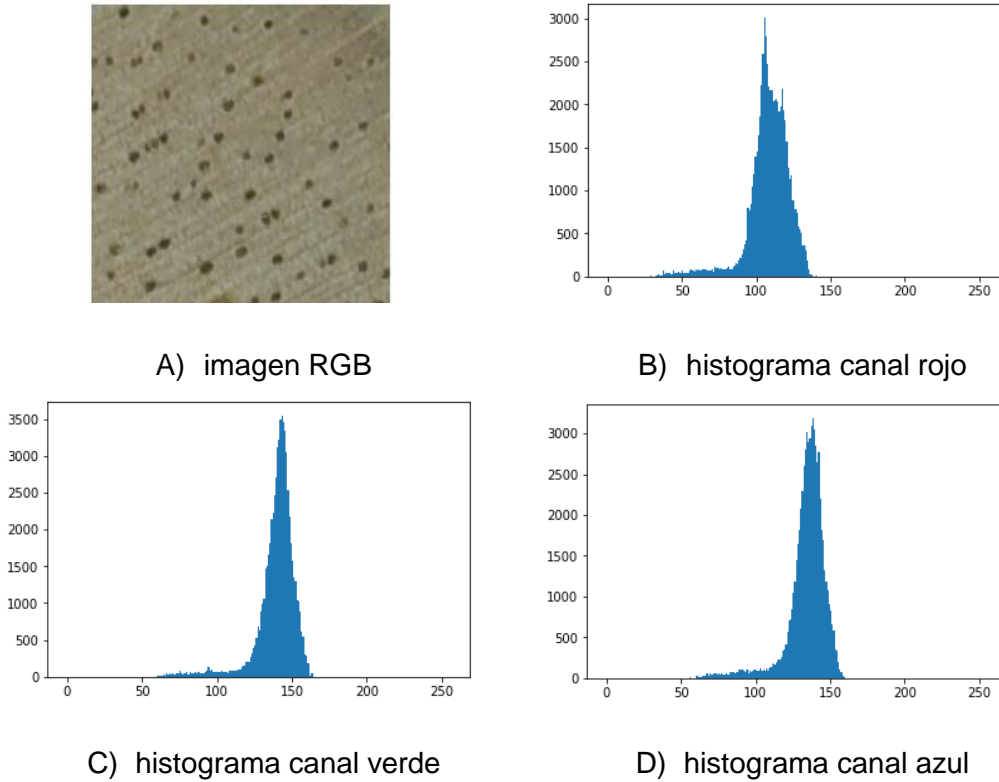


C) zona corchosa sin anillo



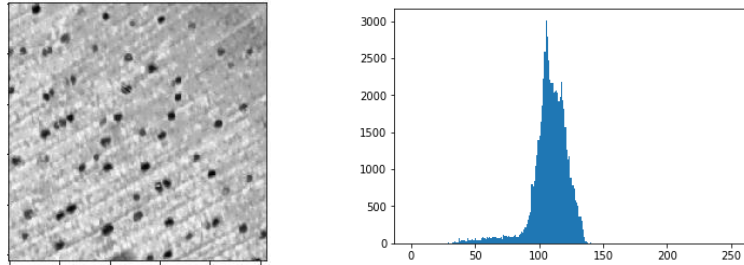
D) zona corchosa con anillo

Figura 3-2 Histogramas del espacio RGB, A) imagen en RGB, B) histograma canal Rojo, C) histograma canal verde, D) histograma canal azul

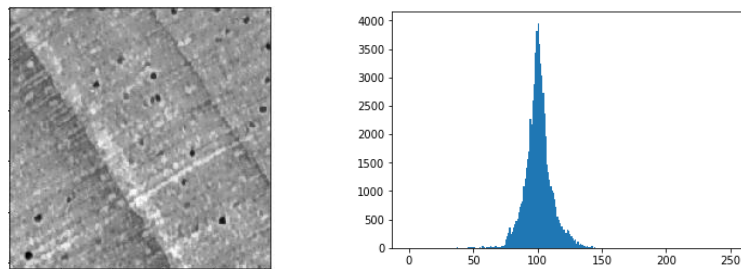


A cada una de estas, se le toma el histograma en cada uno de los canales del espacio RGB, en búsqueda de comportamientos diferentes que caracterizaran o ayudaran a ubicar estas características para posteriormente segmentarlas como se evidencia en la Figura 3-2, no se encuentra diferencia significativa entre los histogramas de cada uno de los canales, razón por la cual se toma la decisión de comenzar a trabajar en escalas de grises; como se presenta en la Figura 3-3 donde se presenta el histograma de cara característica anatómica presentada anteriormente.

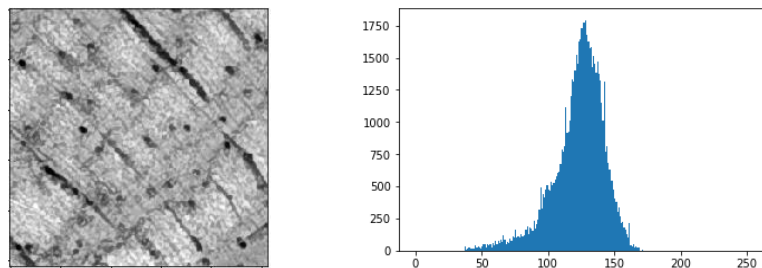
Figura 3-3 Histograma de cada característica anatómica en escala de grises, A) Porosidad difusa, B) anillos con diferentes cambios de intensidad, C) zona corchosa sin anillo, D) zona corchosa con anillo.



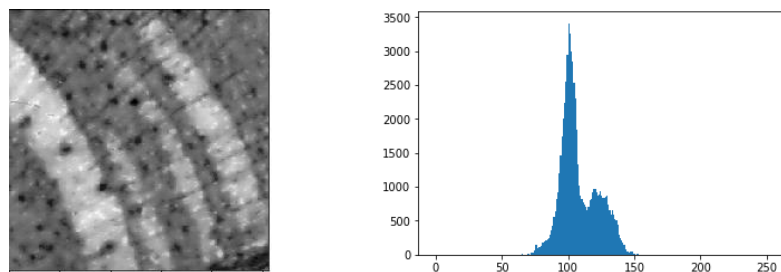
A) porosidad difusa



B) anillos con cambios diferentes de intensidad



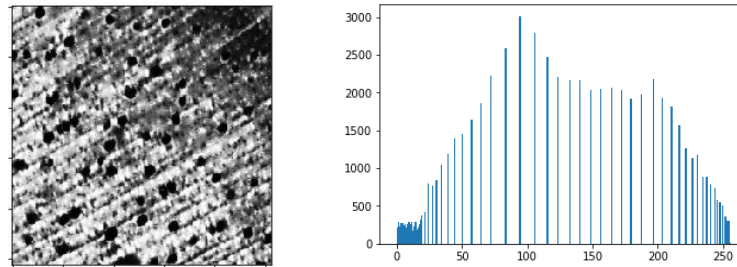
C) zona corchosa sin anillo.



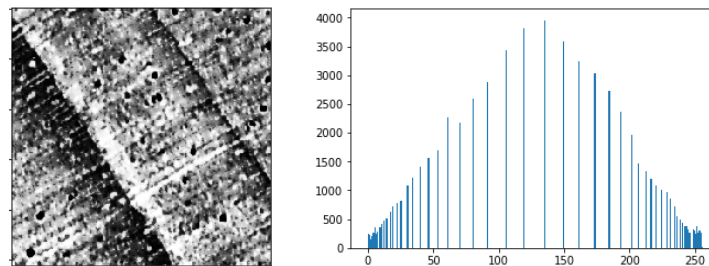
D) zona corchosa con anillo.

Se analizan los histogramas mediante la distancia de Bhattacharyya, teniendo una distancia promedio entre histogramas de 0.1697 evidenciando una distancia muy baja entre los histogramas de las diferentes características anatómicas. Adicionalmente se vuelve notorio un nivel muy bajo de contraste ya que los valores de intensidad se encuentran concentrados en la misma zona en todos los histogramas, dando esto a entender que los planteamientos iniciales (Sheppard & Graumlich, 1994) que se basan en un cambio notorio en los niveles de intensidad no se podría aplicar de forma directa en esta especie, sin embargo como se muestra en la Figura 3-4 se aplica una ecualización del histograma en búsqueda de mejorar el contraste y distribuir mejor los niveles de intensidad, esperando con esto resaltar las características presentadas, se repite el proceso de medir la distancia de Bhattacharyya teniendo esta un valor promedio de 0.05, lo que evidencia que para cada característica se estaba presentando histogramas estadísticamente iguales. Adicionalmente se puede apreciar que, a pesar de ser sometidos a la misma transformación de histograma, el comportamiento de cada una de las características anatómicas es diferente, en la sección B se aprecian con valores más bajos en el histograma los bordes de anillo, siendo ambos semejantes en valores de intensidad, lastimosamente en la sección D se incrementa la confusión inicial en relación a que es y que no es realmente anillo a pesar de los cambios de intensidad.

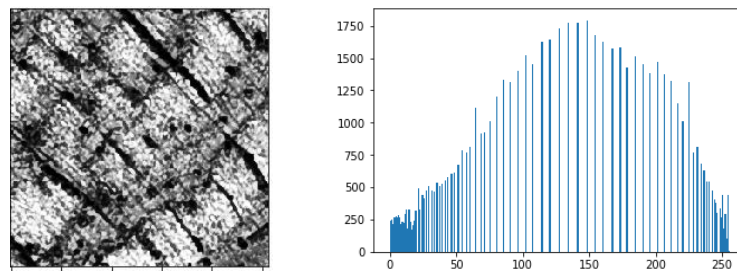
Figura 3-4 Histograma ecualizado de cada característica anatómica en escala de grises, A) Porosidad difusa, B) anillos con diferentes cambios de intensidad, C) zona corchosa sin anillo, D) zona corchosa con anillo



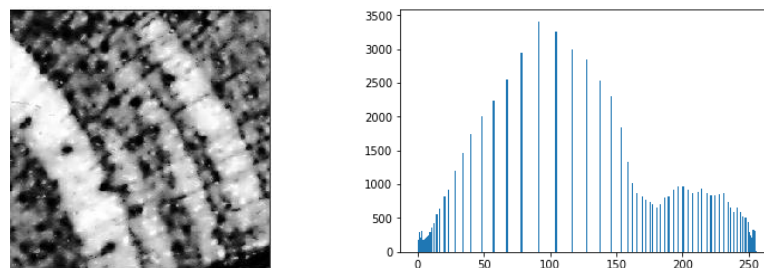
A) Porosidad difusa



B) anillos con diferentes cambios de intensidad



C) zona corchosa sin anillo

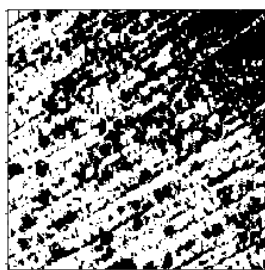


D) zona corchosa con anillo

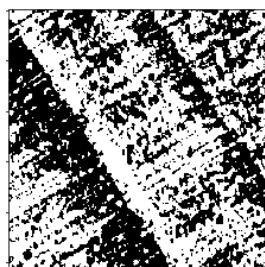
Como no se puede evidenciar un valor fijo para aplicar un umbral que segmente los bordes de anillo de lo que no representa un anillo, se aplica un umbral adaptativo y se compara

con el ground truth realizado de forma manual como lo muestra la Figura 3-5, en esta se puede apreciar como el anillo presente en la sección D se refleja de forma clara en la imagen segmentada, pero a su vez el cambio de intensidad que corresponde a corcho y no a anillo se presenta igual de claro; los cambios en la sección A, B y C presentan un ruido muy disperso como para plantear la alternativa de eliminarlo mediante operaciones morfológicas de forma eficiente sin borrar los anillos presentes en la sección B que a pesar de poderse evidenciar, están acompañados de altos niveles de ruido ocasionado por niveles de intensidad similares en la imagen, propios de las características de la especie.

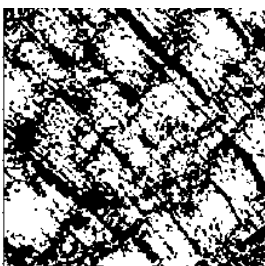
Figura 3-5 Comparación imagen segmentada de cada característica anatómica con su ground truth desarrollado de forma manual, A) Porosidad difusa, B) anillos con diferentes cambios de intensidad, C) zona corchosa sin anillo, D) zona corchosa con anillo



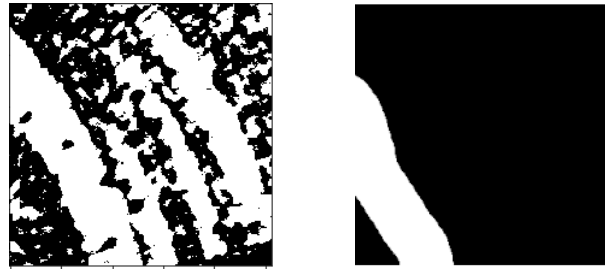
A) Porosidad difusa



B) Anillos con diferente cambio de intensidad



C) zona corchosa sin anillo

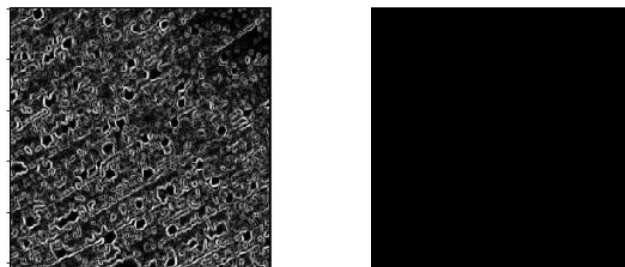


D) zona corchosa con anillo

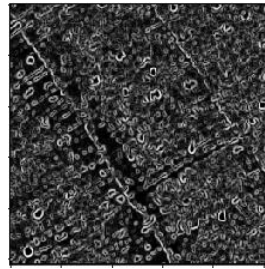
3.2 Filtros basados en derivadas.

Visto lo anterior, se evalúan filtros basados en derivadas, como lo proponen (Conner, Schowengerdt, Munro, & Hughes, 1998) (Laggoune & Guesdon, 2005); (Entacher & Planitzer, 2007) (Sundari, Brito, & Kumar, 2014) tomando el filtro de Sobel para detección de bordes con el fin de resaltar el contorno generado por el borde de los anillos. Como se muestra en la Figura 3-6 en la sección B que presenta los anillos no se encuentra un patrón que ayude a identificarlos, mientras en la sección A y C las zonas corchosas y porosidades se convierten en ruido sin un comportamiento específico que lo permita segmentar de los anillos, adicionalmente en la sección D se aprecia que este filtrado también resalta casi igual de evidente el anillo real y el corcho.

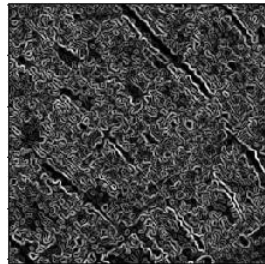
Figura 3-6 Comparación de bordes encontrados de cada característica anatómica con su ground truth desarrollado de forma manual, A) Porosidad difusa, B) anillos con diferentes cambios de intensidad, C) zona corchosa sin anillo, D) zona corchosa con anillo



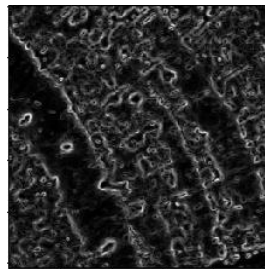
A) Porosidad difusa



B) Anillos con diferente cambio de intensidad



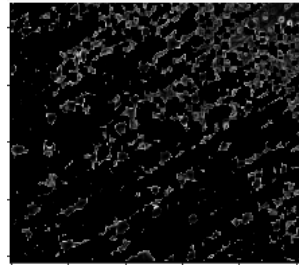
C) zona corchosa sin anillo



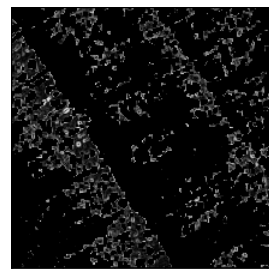
D) zona corchosa con anillo

Se repite el procedimiento pero esta vez al umbralizar se utilizan las imágenes obtenidas en el paso anterior como máscara, guiando la segmentación hacia los bordes detectados que son la zona de mayor interés, se puede apreciar en la Figura 3-7, como se reduce el ruido de lo que no es anillo en las secciones A, B y C, mientras que en la D a pesar de que se puede notar un poco más de claridad en la limitación del anillo también se aprecia con la misma nitidez el corcho.

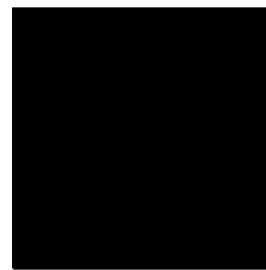
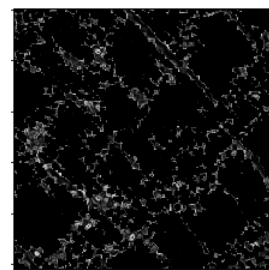
Figura 3-7 Comparación de la imagen segmentada, utilizando los bordes encontrados como máscara con su ground truth , A) Porosidad difusa, B) anillos con diferentes cambios de intensidad, C) zona corchosa sin anillo, D) zona corchosa con anillo



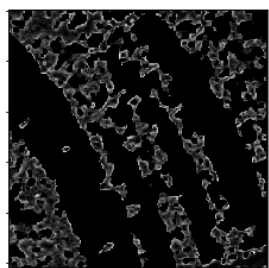
A) Porosidad difusa



B) anillos con diferentes cambios de intensidad



C) zona corchosa sin anillo



D) zona corchosa con anillo

Todo lo anterior lleva a que se presenta un problema de segmentación con un muy bajo contraste entre los bordes que reflejan la presencia del anillo y los bordes de las demás

características anatómicas, razón por la cual se toma la decisión de entrenar modelos utilizando redes neuronales.

3.3 . Segmentación mediante redes neuronales

En (Fabijańska, Barniak, Danek, & Piórkowski, 2017) y (Fabijańska & Danek, 2018) desarrollan la segmentación de anillos de crecimiento mediante el uso de redes neuronales convolutivas, basándose en la arquitectura Unet para segmentación de anillos de diferentes especies donde predominaran las características anatómicas de porosidad circular y difusa respectivamente, sin embargo, no deja claridad de la razón por la que seleccionaron esta arquitectura, razón por la cual se toma la decisión de probar tres arquitecturas diferentes para la segmentación de los anillos.

Como lo muestran (Montana & Brebisson, 2015) (Igloukov & Shvets, 2018) y (Ronneberger, Fischer, P, & Brox, 2015) enfrentan problemas similares de segmentación con bajo contraste en el cambio de la biomedicina utilizando la arquitectura Unet, Ternaunet y Segnet, como lo muestran Figura 3-8, Figura 3-9 y Figura 3-10.

Figura 3-8 Arquitectura Unet implementada. Tomada de (Ronneberger, Fischer, P, & Brox, 2015)

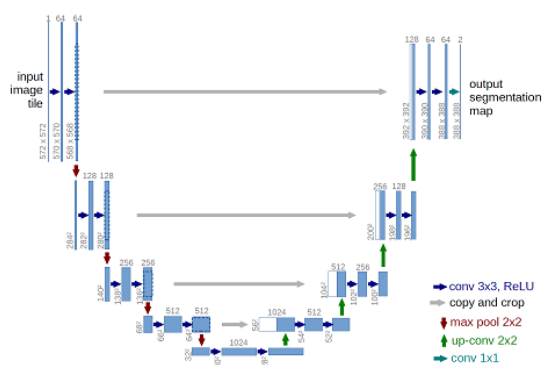


Figura 3-9 Arquitectura Terausnet implementada Tomada de (Iglouikov & Shvets, 2018)

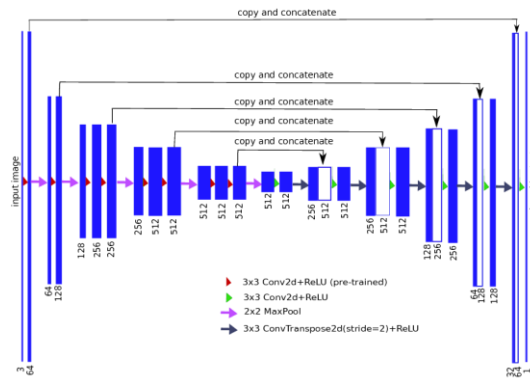
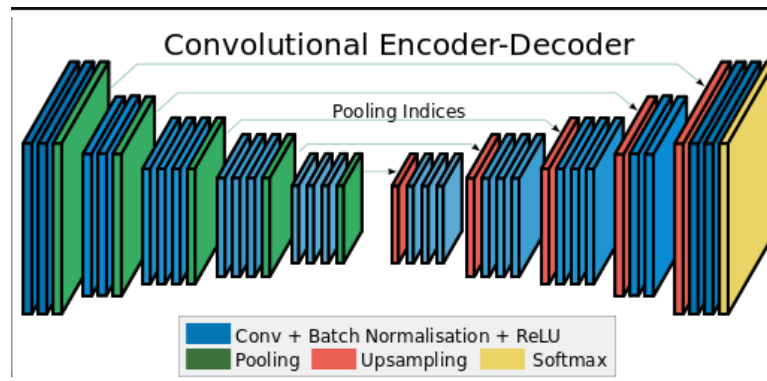


Figura 3-10 Arquitectura SegNet implementada Tomada de (Montana & Brebisson, 2015)



Partiendo de los resultados obtenidos en el capítulo anterior, se toma la decisión de entrenar las redes con las imágenes en RGB, ya que las variaciones en los valores de intensidad en cada uno de estos canales le otorgarían más información al modelo a la hora de compararlo con su ground truth.

Para el entrenamiento de los modelos se contaba con 34.854 imágenes, las cuales se distribuyeron de la siguiente manera, 30714 para entrenamiento de los modelos, 2070 para evaluación y 2070 para la validación de los modelos. Las redes se implementaron en Google Colaboratory, en una GPU Tesla K80 con aproximadamente 11,3 GB de RAM

disponible; la disponibilidad de memoria RAM fue insuficiente para trabajar en una sola fase con todas las imágenes, razón por la cual se toma la decisión de entrenar modelos por lotes de imágenes, siendo 14 lotes en total, estos lotes se armaron a partir de imágenes con características anatómicas similares, garantizando que los modelos se entrenaran a partir de una información similar obtenida de las imágenes, estos lotes contaron con un promedio de 2200 imágenes para entrenamiento de los modelos, 150 para la evaluación y 150 para la validación.

Para evaluar los modelos tanto en entrenamiento como en validación se implementó la métrica de Exactitud (ACC), adicional se tabulan las pérdidas (LOSS) y las épocas (EPOCH) necesarias para que el modelo convergiera con el valor de exactitud más alto, para poder comparar el resultado final entre dos arquitecturas si se daba el caso de que las exactitudes fueran muy similares, en caso tal de que las exactitudes sean similares se evalúa la arquitectura por las pérdidas presentes y dejando como última opción las épocas necesarias para la convergencia ya que se está comparando el proceso de segmentación con un proceso manual que en la práctica puede tomar meses.

El resultado de los lotes de entrenamiento se tabula en las Tabla 3-1, Tabla 3-2 y Tabla 3-3, donde se puede observar, según la Tabla 3-1, que en la fase de entrenamiento la arquitectura Unet presenta una exactitud promedio de 0.9566 y una pérdida promedio de 0.1654, mientras que en su fase de validación obtuvo 0.9432 de exactitud promedio y 0,2428 como pérdida promedio, convergiendo en promedio en la época 19(18.55).

Tabla 3-1 Resultado de los modelos entrenados con la arquitectura Unet

UNET						
N_TRAIN	N_VAL	ACC_TRAIN	LOSS TRAIN	ACC_VAL	LOSS_VAL	EPOCH
2068	150	0,9582	0,1022	0,9373	0,2500	27
2068	150	0,9512	0,1197	0,9353	0,1695	15
1647	120	0,9498	0,1178	0,9326	0,1579	19
2849	150	0,9615	0,1096	0,9199	0,3466	27
2151	150	0,9629	0,0883	0,9365	0,1788	21
2151	150	0,962	0,0935	0,9680	0,0955	17
2142	150	0,9609	0,0922	0,9541	0,1356	19

2400	150	0,9417	0,6866	0,9642	0,6794	1
2151	150	0,9552	0,1123	0,9313	0,2310	22
2151	150	0,9564	0,1089	0,9311	0,2132	21
2068	150	0,9591	0,1023	0,9393	0,1947	21
2068	150	0,9618	0,0959	0,9446	0,1891	21
2400	150	0,9569	0,2402	0,9557	0,2723	15
2400	150	0,9549	0,2462	0,9544	0,2854	15
30714	2070	0,9566	0,1654	0,9432	0,2428	18,55

Por su parte, la arquitectura Ternauset, como se observa en la Tabla 3-2, en la fase de entrenamiento presenta una exactitud promedio de 0.9610 y una perdida promedio de 0.1049, mientras que en su fase de validación obtuvo 0.9472 de exactitud promedio y 0.1902 como perdida promedio, convergiendo en promedio en la época 19(19.17).

Tabla 3-2 Resultado de los modelos entrenados con la arquitectura Ternauset

TERNAUSET						
N_TRAIN	N_VAL	ACC TRAIN	LOSS TRAIN	ACC_VAL	LOSS_VAL	EPOCH
2068	150	0,9372	0,1524	0,9425	0,1955	12
2068	150	0,9551	0,1099	0,9308	0,1986	20
1647	120	0,9470	0,1251	0,9593	0,2071	18
2849	150	0,9677	0,1529	0,9363	0,2608	11
2151	150	0,9623	0,0905	0,9309	0,1862	23
2151	150	0,9752	0,0592	0,9624	0,1307	24
2142	150	0,9685	0,0735	0,9460	0,2034	24
2400	150	0,9666	0,0848	0,9717	0,1287	20
2151	150	0,9518	0,1351	0,9422	0,2155	15
2151	150	0,9580	0,1196	0,9393	0,2132	18
2068	150	0,9631	0,1069	0,9472	0,1962	19
2068	150	0,9684	0,0940	0,9439	0,1953	21

2400	150	0,9682	0,0770	0,9528	0,1623	23
2400	150	0,9655	0,0881	0,9556	0,1696	21
30714	2070	0,9610	0,1049	0,9472	0,1902	19,17

Por último, según la tabla, la arquitectura Segnet, como se observa en la Tabla 3-3, en la fase de entrenamiento presenta una exactitud promedio 0.9339 y una pérdida promedio de 0.2230, mientras que en su fase de validación obtuvo 0.9043 de exactitud promedio y 0.3027 como pérdida promedio, convergiendo en promedio en la época 14(14.3)

Tabla 3-3 Resultado de los modelos entrenados con la arquitectura Segnet

SEGNET						
N_TRAIN	N_VAL	ACC TRAIN	LOSS TRAIN	ACC_VAL	LOSS_VAL	EPOCH
2068	150	0,9299	0,1999	0,9016	0,2872	17
2068	150	0,9206	0,3074	0,9088	0,3536	8
1647	120	0,9386	0,1736	0,8615	0,4457	24
2849	150	0,9174	0,2999	0,8623	0,3569	6
2151	150	0,9407	0,1667	0,8953	0,2729	20
2151	150	0,9389	0,1953	0,9363	0,2409	15
2142	150	0,9301	0,2956	0,9180	0,2876	8
2400	150	0,9569	0,1369	0,9646	0,1561	17
2151	150	0,9266	0,2452	0,8836	0,3609	14
2151	150	0,9293	0,2369	0,8820	0,3573	15
2068	150	0,9339	0,2089	0,8889	0,3291	16
2068	150	0,9318	0,2394	0,9030	0,2896	12
2400	150	0,9417	0,1986	0,9286	0,2394	15
2400	150	0,9381	0,2183	0,9256	0,2614	13
30714	2070	0,9339	0,2230	0,9043	0,3027	14,3

A pesar de que las arquitecturas Unet y Ternaunet obtuvieron valores similares en las métricas, se puede observar una ligera mejoría en los valores de exactitud y pérdida de la arquitectura Ternaunet, tanto en la fase de entrenamiento como de validación.

En la Figura 3-11 se presenta el resultado de cada uno de los modelos, siendo la sección A la imagen original en RGB, la sección B su ground truth y de la sección C a la P el resultado de cada uno de los modelos entrenados en los lotes anteriormente mencionados. Como ya se esperaba y como lo muestra la Figura 3-11, ninguno de los modelos tuvo una aproximación exacta al ground truth debido a las diferencias entre las características anatómicas en el entrenamiento y las presentes en las imágenes usadas para la validación, teniendo en algunos modelos fallas rotundas al no mostrar ningún anillo o mostrar solo pequeñas partes de estos, este comportamiento hace que se tome la decisión generar una ponderación del resultado de los modelos, en la cual se toma como anillo verdadero aquel en el cual por lo menos tres modelos concordaron anunciando que era un anillo como lo muestra la Figura 3-12.

Figura 3-11 imagen resultante del modelo de cada uno de los lotes de la arquitectura Ternaunet, A) imagen original, B) ground truth C) a P) modelos resultantes



A) Imagen original



B) Ground truth



C) Imagen resultante modelo 1



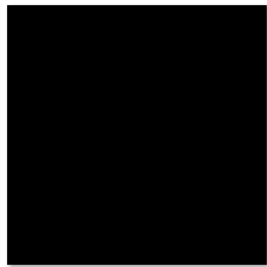
D) Imagen resultante modelo 2



E) Imagen resultante modelo 3



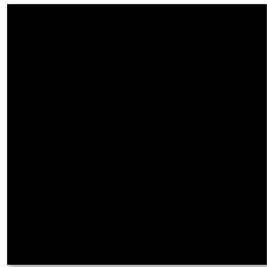
F) Imagen resultante modelo 4



G) Imagen resultante modelo 5



H) Imagen resultante modelo 6



I) Imagen resultante modelo 7



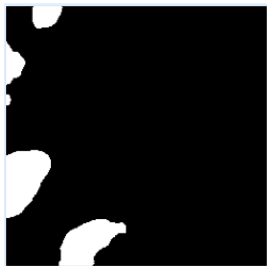
J) Imagen resultante modelo 8



K) Imagen resultante modelo 9



L) Imagen resultante modelo 10



M) Imagen resultante modelo 11



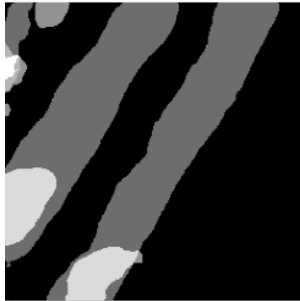
N) Imagen resultante modelo 12



O) Imagen resultante modelo 13

P) Imagen resultante modelo 14

Figura 3-12 Comparación de la ponderación de las imágenes generadas por los modelos en relación al ground truth A) imagen ponderada B) imagen resultante C) ground truth D) imagen original



A) Imagen ponderada de los modelos entrenados

B) Imagen resultante

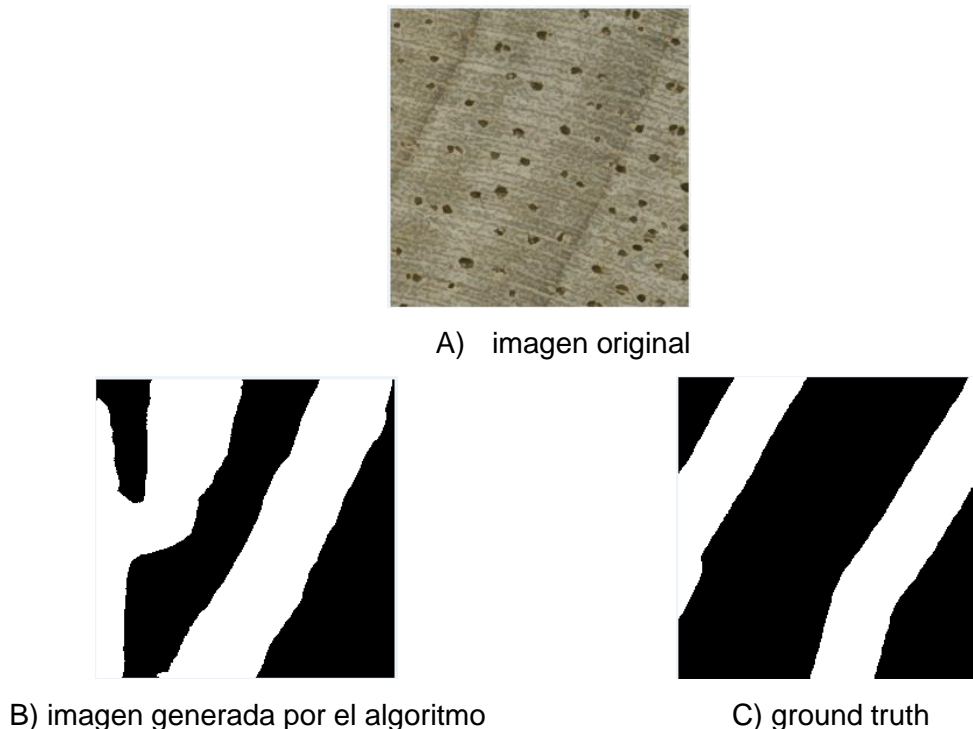


C) Ground truth

D) Imagen original

A pesar de que la ponderación de los modelos en muchos casos generó una buena aproximación se evidenciaron casos como el presentado en la Figura 3-13, razón por la que en el siguiente capítulo se definen métricas para evaluar en las 2070 imágenes destinadas para validación.

Figura 3-13 Ejemplo de falla del algoritmo a la hora de segmentar los anillos A) imagen original, B) imagen generada por el algoritmo C) ground truth



3.4 Análisis y discusión

La especie *Apeiba membranacea* presenta una combinación de características anatómicas que causan que los modelos implementados para la segmentación de anillos en otras especies no funcionan con la misma eficiencia en ella, comportándose como ruido a la hora de segmentar los anillo, ya que estas características adicionales presentan niveles de intensidad similares a los bordes de los anillos, impide que se puedan segmentar de forma directa, igualmente con la aplicación de filtros basados e derivadas, a estos tener múltiples gradientes similares a los que presentan los bordes de los anillos haciendo poco practica la implementación de esos filtros para segmentar los bordes de los anillos.

La segmentación mediante el uso de redes neuronales presenta una alternativa de solución para este problema generando modelos entrenados por las mismas características anatómicas de esta especie, el entrenamiento por lotes permitió la

diferenciación de las diferentes características que pueden generar el anillo entre dos individuos de la misma especie.

También se hace la observación de al no ser el foco de esta tesis la generación de una arquitectura que mejore la segmentación obtenida no se desarrolló, sin embargo, se deja claridad de que el camino para la segmentación de los anillos en esta especie es mediante el uso de arquitecturas como la Unet o la Ternaunet que no requieren de una gran cantidad de ejemplos para poder converger a una solución.

La segmentación mediante la ponderación de diferentes modelos generó una mejora en comparación al resultado de cada uno de los modelos generados de forma individual, se observa como para un modelo las características que pueden formar un anillo son interpretadas como ruido por otro modelo incluso hablando de dos anillos consecutivos presentes en el mismo individuo de la especie.

3.5 . Conclusiones

Luego del proceso anteriormente descrito se puede concluir que el abordar la segmentación de anillos mediante múltiples modelos permite caracterizar de una forma adecuada los bordes de los anillos, superando las dificultades presentadas por las diversas características anatómicas de la especie, las cuales impedían la correcta segmentación mediante técnicas basadas en cambios de intensidad o filtros basados en derivadas.

Adicionalmente se plantea la posibilidad de mejora del método expuesto implementando lotes con más ejemplos para el entrenamiento de los modelos.

En el capítulo 3, se cumple el objetivo de la elaboración de un método para la segmentación de anillos de crecimiento.

4. Validación los resultados del método comparando estos con los anillos identificados manualmente.

Una métrica de similitud, es en esencia una función matemática que asocia un valor numérico de un par de descriptores, este valor numérico se conoce con el nombre de distancia. En el caso de comparación de imágenes en RGB se aplican métricas de similitud que parten de la distancia del valor de intensidad entre los píxeles de dos imágenes o sus histogramas. (Restrepo, Briñez de Leon, & Lopez Giraldo, 2013)

Esto se aplica de forma diferente entre imágenes binarias, donde los valores serían siempre 0 o 255 (falso y verdadero) por tal razón la distancia entre los histogramas tiende a ser baja a pesar de estos representar resultados completamente diferentes. Por tal razón en las imágenes binarias se implementan medidas de distancias que parten de la probabilidad de que un elemento en una imagen resultante de un algoritmo tenga las mismas características que una imagen creada de forma manual y que se considera verdadera, adicional también se toman distancias resultantes de relación entre los conjuntos de datos que componen las imágenes.

Tomando como ejemplo referencia (Iglovikov & Shvets, 2018) en el presente capítulo se evaluarán las imágenes resultantes del proceso presentado en el capítulo anterior mediante el índice de Jaccard, la exactitud, la especificidad y la sensibilidad.

4.1 . Métricas de Validación

Una vez segmentadas las imágenes, quedaba la tarea de evaluar las imágenes resultantes comparando con los anillos resaltados de forma manual, para esto se utiliza el índice de Jaccard, la cual compara la relación entre la intersección de dos conjuntos y su unión, como se muestra a continuación:

$$TJAC = \begin{cases} 0, & \text{SI } JAC < 0.6 \\ JCA & \text{EN OTRO CASO} \end{cases} \quad (3.1)$$

$$JAC = \left| \frac{A \cap B}{A \cup B} \right| \quad (3.2)$$

En la ecuación (3.2) A representa los conjuntos generados por las imágenes pertenecientes al ground truth mientras B representa las imágenes generadas por el algoritmo del capítulo anterior. En los estudios que se ha aplicado esta métrica de evaluación, los expertos recomiendan ignorar las evaluaciones más bajas de esta métrica como segmentaciones fallidas, razón por la cual no se consideran a la hora de evaluar la eficiencia promedio.

Con el fin de tener una mejor comparación entre imágenes, también se evalúan métricas que se basan en el número de falsos positivos (Fp), falsos negativos (Fn), verdaderos positivos (Vp) y verdaderos negativos (Vn):

Exactitud (ACC): mide la proporción de píxeles que el algoritmo segmenta correctamente, según la siguiente expresión:

$$\frac{Vp+Vn}{Vp+Vn+Fp+Fn} \quad (3.3)$$

Sensibilidad (SE): mide la proporción de píxeles que fueron segmentados de forma positiva correctamente, según la siguiente expresión:

$$\frac{Vp}{Vp+Fn} \tag{3.4}$$

Especificidad (SP): mide la proporción de elementos que pertenecen al plano que el algoritmo segmenta correctamente, según la siguiente ecuación:

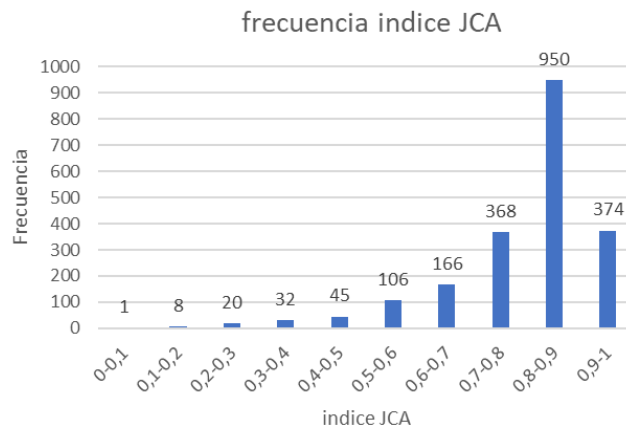
$$\frac{Vn}{Vn+Fp}$$

Las métricas fueron evaluadas en 2070 imágenes, las cuales no fueron utilizadas en el entrenamiento de ninguno de los lotes del capítulo anterior.

4.2 . Resultados y análisis

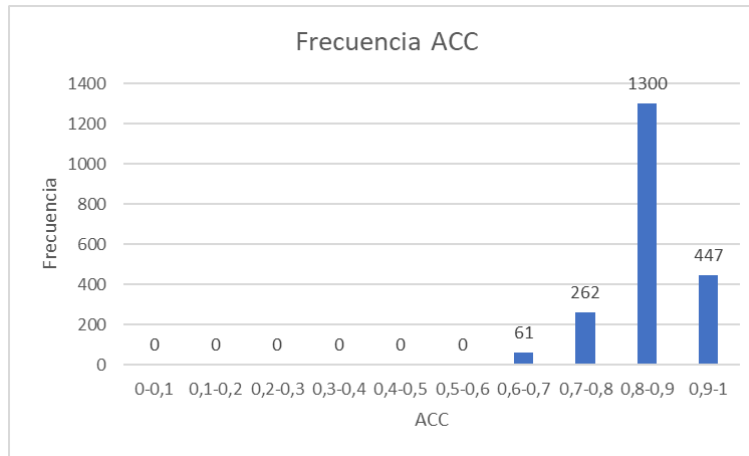
Como promedio de la evaluación del índice de Jaccard se obtuvo un promedio de 0.75, como lo muestra la Figura 4-1, el 17% de los resultados estuvieron entre 0.7 y 0.8, el 46% de entre 0.8 y 0.9 y el 18 superior a un 0.9; por lo que se observa que a pesar de tener un promedio inferior al 80% la mayor parte de los resultados obtenidos presentaron una segmentación adecuada, sin embargo, se encuentra un 10 % de los resultados que presentan una segmentación fallida por el bajo índice de Jaccard

Figura 4-1 Frecuencia del índice de Jaccard



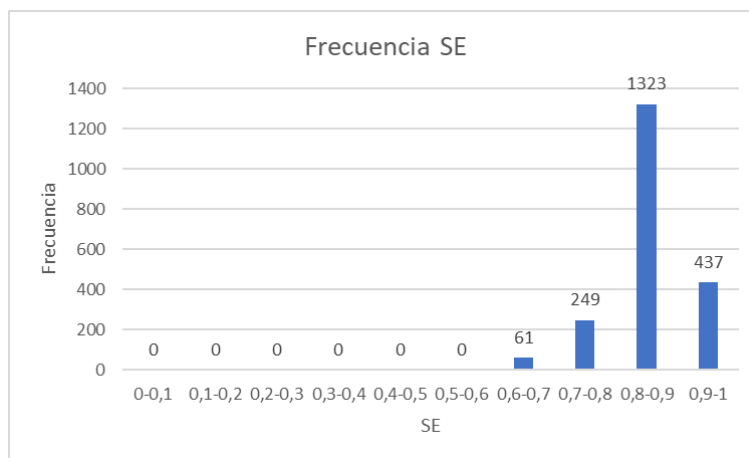
La evaluación del ACC obtuvo un 0.85 de promedio, se puede observar como la gran mayoría de las muestras tuvo un ACC entre 0.8 y 1, por lo que se concluye que en la gran mayoría de las imágenes (85%) los pixeles marcados como anillos y no anillo son correctos, como se ve en la Figura 3-2.

Figura 4-2 Frecuencia de valores de la métrica Exactitud



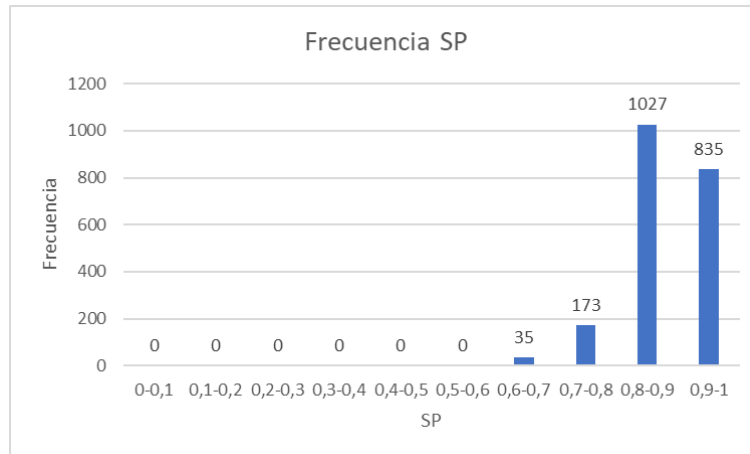
La métrica de SE obtuvo un promedio de 0.85, lo que indica que los anillos fueron identificados de forma verdadera en un 85% de los pixeles que los contenían. Como lo muestra la Figura 3-3.

Figura 4-3 Frecuencia de la métrica Sensibilidad



La métrica SP obtuvo un promedio de 0.88, lo que significa que los pixeles que no contenían anillos fueron marcados de forma correcta en el 88% de las ocasiones como lo muestra la Figura 3-4, adicional se observa como la gran mayoría de las imágenes (90%) tuvieron un valor de SP entre 0.8 y 1.

Figura 4-4 Frecuencia de la métrica Especificidad



Luego de ver el valor de las métricas se puede intuir que, en su mayoría los pixeles que no correspondían a anillos fueron marcados correctamente como tales, los anillos a pesar de no haber sido segmentados en su totalidad, a pesar de no estar tocando un 100% de eficiencia, por los valores reflejados en las métricas JAC, ACC SE y SP se concluye que los cambios en las características anatómicas presente entre diferentes individuos se ven superadas por el manejo de varios modelos y una ponderación de estos como resultado final del algoritmo.

Analizando estos resultados se interpreta que las imágenes tienen una alta similitud en la gran mayoría de los casos, como lo muestra el índice de Jaccard teniendo correlaciones de más del 80% en el 64% de los casos. La exactitud del 85% presenta que la gran mayoría de los pixeles marcados como anillo o no anillo en las imágenes diseñadas de forma manual, fue marcado de forma exitosa por el algoritmo. De la misma forma, las métricas de sensibilidad y especificidad muestran una baja presencia de falsos positivos y falsos negativos.

4.3 . Conclusiones

Una vez evaluadas las métricas JAC, ACC, SE, y SP se puede concluir que el modelo planteado con entrenamiento con lotes presenta una primera aproximación adecuada a la solución del problema de la segmentación de anillos de crecimiento en la especie *Apeiba membranacea* obteniendo 0.75, 0.85, 0.85 y 0.88 como resultado en la evaluación de las métricas, mostrando que a pesar de tener cambios anatómicos el modelo entrenado por lotes logra identificar los anillos a pesar de las diferentes características de estos.

En el capítulo 4 se da por cumplido el tercer objetivo validando mediante las métricas de distancia de Jaccard, exactitud, sensibilidad y especificidad las imágenes obtenidas con las desarrolladas de forma manual.

5. Conclusiones y recomendaciones

5.1 Conclusiones

El presente trabajo muestra una primera aproximación a la solución del problema de segmentación de anillos de crecimiento en especies tropicales, puntualmente la especie *Apeiba membranacea*. Mostrando inicialmente que sus múltiples características anatómicas se presentan en espacios de color basados en intensidad. Adicionalmente en esta fase inicial se encuentra que es más recomendable trabajar en el espacio RGB debido a que presenta una mayor variación en los cambios de intensidad entre las diferentes características anatómicas en cada uno de sus canales, siendo el canal azul el que muestra de forma más clara los anillos, pero también el que más se confunden estos en la zona corchosa en comparación al canal verde y rojo del mismo espacio.

A pesar de que los anillos en la especie *Apeiba membranacea* se presentan por cambios de densidad en la madera reflejados como cambios en los niveles de intensidad en la imagen, la especie presenta otras características anatómicas que hacen poco útiles los filtros basados en derivadas para la obtención del borde del anillo, dejando cabida a la implementación de redes neuronales, donde se ve que el entrenamiento por lotes basados diseñados con características anatómicas similares ya que permite diferenciar los anillos así estén formados a partir de características diferentes.

Los resultados obtenidos en las métricas JAC, ACC, SE, y SP se puede concluir que de una forma efectiva el método planteado logra detectar los anillos en diferentes características anatómicas, sin embargo no es perfecto dejando como posibilidad de mejora el desarrollo de un método con menos lotes pero donde estos lotes de entrenamiento tengan más ejemplos para el entrenamiento de las redes neuronales.

5.2 Trabajo Futuro

Como recomendación y trabajo futuro queda la generación de un banco de imágenes que permita el desarrollo de modelos más robustos, adicionalmente la comparación del método implementando varios lotes en relación a un solo lote que posea todas las imágenes con todas las características anatómicas presentes al tiempo, dado que en el presente trabajo por disponibilidad de Hardware no fue posible.

Bibliografía

Kumar Patel, K., Kar, A., Jha, S. N., & Khan, M. A. (2012). Machine vision system: a tool for quality inspection of food and agricultural products. *Journal of Food Science and Technology*, 123–14.

Montana, G., & Brebisson, A. (2015). Deep Neural Networks for Anatomical Brain Segmentation. *The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*.

Borianne, P., Pernaudat, R., & Subsol, G. (2011). Automated delineation of tree-rings in X-Ray Computed Tomography images of wood. *IEEE*.

Cerda, M., Hirschfeld-Kahler, N., & Mery, D. (2007). Robust Tree-Ring Detection. *Pacific-Rim Symposium on Image and Video Technology*.

Conner, W., Schowengerdt, R., Munro, M., & Hughes, M. (1998). Design of a computer vision based tree ring dating system. *1998 IEEE Southwest Symposium on Image Analysis and Interpretation*, 256-261.

Dendroecological investigations on *Swietenia*. (2003). *Trees* 17, 244-250.

Derganc, J., Likar, B., Tomažević, D., & Pernuš, F. (2003). Real-time automated visual inspection of color tablets in pharmaceutical blisters. *Real-Time Imaging*, 113-124.

Dünisch, O., Montóia, V., & Bauch, J. (2003). Dendroecological investigations on *Swietenia*. *Trees* 17, 244–250.

Entacher, K., & Planitzer, D. (2007). Towards an automated generation of tree ring. *Proceedings of the 5th International Symposium on*, 174–179.

Fabijańska, A., Barniak, J., Danek, M., & Piórkowski, A. (2017). A Comparative Study of Image Enhancement Methods in Tree-Ring Analysis. *researchgate*.

Fabijańska, A., & Danek, M. (2018). DeepDendro – A tree rings detector based on a deep convolutional neural network. *Computers and Electronics in Agriculture*, 353-363.

Fichtler, E. (2017). Dendrocronology using tropical broad-leaved tree species. *Erdkunde*.

- Fichtler, E., & Worbes, M. (2010). Wood anatomy and tree-ring structure and their importance for tropical dendrochronology. *Amazonian Floodplain Forests: Ecophysiology, Biodiversity and Sustainable Management*, 329-346.
- Henke, M., & Sloboda, B. (2014). Semiautomatic tree ring segmentation using Active Contours and an optimised gradient operator. *Central European Forestry Journal*.
- IDEAM. (2005). *Aspectos nacionales. En Atlas climatológico de Colombia*. Bogotá, D. C: IDEAM.
- Iglovikov, V., & Shvets, A. (2018). TerausNet: U-Net with VGG11 Encoder Pre-Trained on ImageNet for Image. *CoRR*.
- Kamil, R., Malik, A. S., Thong, C.-M., & Mohd Hani, A. F. (2012). A review of SMD-PCB defects and detection algorithms. *Fourth International Conference on Machine Vision (ICMV 2011): Computer Vision and Image Analysis; Pattern Recognition and Basic Technologies*.
- Kennel, P., Borianne, P., & Subsol, G. (2015). An automated method for tree-ring delineation based on active contours guided by DT-CWT complex coefficients in photographic images: Application to *Abies alba* wood slice images.
- Laggoune, H., & Guesdon, V. (2005). Tree ring analysis. *Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering*.
- Lai, S. H., & Fang, M. (1999). An accurate and fast pattern localization algorithm for automated visual inspection. *Real-Time Imaging*.
- Lara, W., Bravo, F., & Sierra, C. (2015). measuRing: An R package to measure tree-ring widths from scanned images. *Dendrochronologia*, 43-50.
- Locosselli, G., Krottenthaler, S., Pitsch, P., Anhuf, D., & Ceccantini, G. (2017). Age and growth rate of congeneric tree species (*Hymenaea* spp. - Leguminosae) inhabiting different tropical biomes. *erdkunde*, 45-57.
- Mainieri, C., & Chimelo, J. (1989). *Fichas das características das principais madeiras brasileiras*. Sao paulo: Instituto de Pesquisas Tecnológicas (IPT).
- Maioli Barbosa, A. C., Pereira, G. A., Granato-Souza, D., Santos, R. M., & Leite Fontes, M. A. (2018). Tree rings and growth trajectories of tree species from seasonally dry tropical fores. *Australian journal of botany*, 414-42.
- Mery, D., & Carrasco, M. (2006). Advances on Automated Multiple View Inspection. *Pacific-Rim Symposium on Image and Video Technology*, 513-522.

- Mery, D., Lobel, H., Lillo, I., & Riffo, V. (2011). Automated fish bone detection using X-ray imaging. *Journal of Food Engineering*, 485-492.
- Ngan, H., Pang, G., & Yung, N. (2011). Review article: Automated fabric defect detection-A review. *Image and Vision Computing*, 442-458.
- norell, K. (2011). Automatic counting of annual rings on *Pinus sylvestris* end faces in sawmill industry. *Computers and electronics in agriculture*, 231-237.
- Pons, T., & Helle, G. (2011). Identification of anatomically non-distinct annual rings in tropical trees using stable isotopes. *Springer-Verlag*.
- Restrepo, A., Briñez de Leon, J. C., & Lopez Giraldo, F. (2013). MÉTRICAS DE SIMILITUD APLICADAS PARA ANÁLISIS DE. *DYNA*.
- Rigozo, N., Nordemann, D., Echer, E., Vieira, L., & Prestes, A. (2004). An interactive method for digital tree-ring width measurement. *Geofísica Internacional-Mex.*
- Ronneberger, O., Fischer, P., & Brox, T. (2015). U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, 234–241.
- Sablatbing, R. (1997). A Flexible Concept for Automatic Visual Inspection. *Pajdla T., (Ed.), Proc. of Czech Pattern Recognition Workshop'97 (CPRW'97)*, 87-96.
- Sannen, D. (2010). A flexible framework for learning visual quality inspection: Information fusion approaches. (*Doctoral dissertation, Ph. D. thesis.*
- Sheppard, P., & Graumlich, L. (1994). A reflected-light video imaging system for tree-ring analysis of conifers. *Tree rings, environment and humanity. Radiocarbon 1996. Proceedings of the International conference*, 17-21.
- Simcoe, R. (2009). Evaluating Commercial Scanners for Astronomical Images. *Preserving Astronomy's Photographic Legacy: Current State and the Future of North American Astronomical Plates*.
- Sioma, A., & Socha, J. (2016). Automation of annual tree increment measurement using vision system. *Drewno 59*, 19–30.
- Subah, S., Derminder, S., & Sanjeev, C. (2017). An interactive computer vision system. *CURRENT SCIENCE*, 1262-1265.
- Sundari, P. M., Brito, S., & Kumar, R. (2014). An Approach for Dendroclimatology Using Image Processing Techniques. *2014 World Congress on Computing and Communication Technologies*, 234-236.

- Therrell, M., Stahle, D., Mukelabai, M., & Shugart, H. (2007). Age, and radial growth dynamics of *Pterocarpus angolensis* in southern Africa. *forest ecology and managment*, 24-31.
- Timm, F., & Barth, E. (2012). Novelty detection for the inspection of light-emitting diodes. *Expert Systems with Applications*.
- Wheeler, E. (2011). InsideWood - a web resource for hardwood anatomy. *IAWA Journal*, 199-211.
- Worbes, M. (1989). Growth rings, increment and age of trees in inundation forests, savanna and a mountain forest in the neotropics. *IAWA*, 109–122.
- Xu, k., Wang, X., An, H., Sun, H., Han, w., & Li , Q. (2017). Tree-ring widths are good proxies of annual variation in forest productivity in temperate forests. *Scientific Reports*.
- Zhou, H., Feng, R., Huang, H., Lin, E., & Yu, J. (2012). Method of tree-ring image analysis for dendrochronology. *Optical Engineering*.