



UNIVERSIDAD
NACIONAL
DE COLOMBIA

Delimitación de anillos de crecimiento en la especie *Goupia glabra* mediante técnicas de visión por computador

Alejandro Gómez Chica

Universidad Nacional de Colombia

Facultad de Minas, Departamento de Ciencias de la Computación y de la Decisión
Medellín, Colombia

Año 2019

Delimitación de anillos de crecimiento en la especie *Goupia glabra* mediante técnicas de visión por computador

Alejandro Gómez Chica

Trabajo final de maestría presentado como requisito parcial para optar al título de:
Magister en Ingeniería - Ingeniería de Sistemas

Director (a):

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

Codirector (a):

Juan David Velásquez Henao, M.Sc., Ph.D.

Línea de Investigación:

Inteligencia Artificial

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
Año 2019

Dedicatoria

Han sido muchos los que han aportado en mi formación personal, académica y profesional. Quiero agradecer a Dios, a mis padres, hermanos, abuelos, demás familiares, amigos, profesores y colaboradores, quienes me han brindado lo mejor de ellos. Le deseo mucha salud y éxito a cada una de las personas que participaron en el proyecto; sin ellas no hubiera sido posible la realización de este trabajo.

Anhelo contribuir siempre al conocimiento y cuidado de nuestro hogar (La Tierra) desde la forma en que mejor pueda aportar y confío en que podamos dejar un mejor planeta para nuestros hijos y mejores hijos para la abundante naturaleza que aún nos rodea.

Por su constante enseñanza a partir del conocimiento y la experiencia obtenida durante su vida, agradezco a uno de los mejores profesores de los que he tenido el placer de aprender: Ignacio del Valle.

Alejandro Gómez Chica

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 utilidad en la ecología. Esta ha permitido el estudio del clima y de los bosques en el mundo. Su desarrollo fue en las regiones templadas tal vez por dos razones: en ella se encuentran los países más desarrollados económicamente y la creencia generalizada en que en el trópico al no haber estaciones, tampoco se forman anillos de crecimiento en la madera de los árboles que allí crecen. A raíz de esto, los estudios de anillos de crecimiento en el trópico son una minoría y hasta ahora se han realizado en regiones con bajas precipitaciones en algunos meses en el año (una época seca marcada). Adicionalmente puede decirse que la detección automática de anillos en el trópico no ha sido estudiada; por el contrario, este estudio aborda la detección automática de anillos en una especie tropical en la región más lluviosa de América (Chocó biogeográfico). A partir de secciones transversales de la especie *Goupia glabra* provenientes de la región más lluviosa de América, se evaluó la metodología más apropiada para la detección de anillos de crecimiento en la especie. Fueron evaluadas la fase de adquisición de las imágenes, los filtros en el preprocesado, las técnicas convencionales de visión por computador para la detección de bordes y un algoritmo de aprendizaje profundo. Se corroboró la gran utilidad que tienen los escáneres de alta resolución para los estudios dendrocronológicos y la dificultad que presentan los métodos convencionales de la visión artificial para la detección de anillos de crecimiento en especies con anatomía compleja. Los resultados sugieren que, mediante técnicas avanzadas como redes neuronales convolucionales profundas, se pueden detectar anillos de crecimiento en especies tropicales, en climas donde nunca se ha estudiado la dendrocronología. Para este estudio se obtuvieron resultados con exactitud de 91% y valor F1 de 65% en las muestras de validación. Esto abre las puertas a nuevos estudios y preguntas en el campo de la dendrocronología en el trópico y cambia paradigmas de la ecología en general.

Palabras clave: Dendrocronología, Visión por computador, *Goupia glabra*, Chocó biogeográfico, Aprendizaje profundo, Ecología, U-Net

Abstract

Dendrochronology has been a very useful tool in ecology. This has allowed the study of climate and forests in the world. Its development was in the temperate regions perhaps for two reasons: there are the most economically developed countries and the widespread belief that in the tropics there are not seasons, nor are growth rings formed in the wood of the trees that grow there. As a result, studies of growth rings in the tropics are a minority and so far, have been conducted in regions with low rainfall in some months of the year (a marked dry season). Additionally, it can be said that the automatic detection of rings in the tropics has not been studied; On the contrary, this study deals with the automatic detection of rings in a tropical species in the rainiest region of America (Chocó biogeographic). Trunk cross sections from the tree species *Goupia glabra* located in Chocó-Colombia, the rainiest region of America, were used to evaluate the most appropriate methodology for the detection of growth rings in this species. This implied the evaluation of acquisition phase of the images, preprocessing filters, handcrafted techniques of computer vision for edge detection and algorithms of deep learning. Additionally, the large utility of high-resolution scanners for dendrochronological studies was corroborated as well as the difficulty of using handcrafted methods of artificial vision. Results suggest that the use of advanced techniques such as Deep Convolutional Neural Networks are useful to detect growth rings in tropical tree species even in climates where dendrochronology has never been studied. The accuracy of these results was 91% and 65% for the F1 value in the validation samples. This study in general changes paradigms of ecology and then opens the doors to new researches that address questions in the field of dendrochronology in the tropics.

Keywords: Dendrochronology, Computer Vision, *Goupia glabra*, Chocó biogeographic, Deep Learning, Ecology, U-Net

Contenido

	Pág.
Resumen	IX
Lista de figuras	XIII
Lista de tablas	XV
Introducción	1
Justificación	1
Planteamiento del problema	2
Marco teórico	3
Antecedentes	4
Objetivo general	5
Objetivos específicos	5
Estructura de la tesis	6
1. Caracterización de la adquisición de imágenes para la delimitación de anillos de crecimiento de la especie tropical <i>Goupia glabra</i>	7
1.1 Resumen	7
1.2 Introducción	8
1.3 Métodos	9
1.3.1 Área de estudio	9
1.3.2 Anatomía de la madera	10
1.3.3 Tipos de sensores, iluminación y espacios de color	13
1.4 Resultados	15
1.4.1 Tipos de sensores e iluminación	15
1.4.2 Espacios de color	19
1.5 Discusión	21
1.6 Conclusiones	21
2. Delimitación de anillos de crecimiento de la especie tropical <i>Goupia glabra</i> mediante técnicas convencionales de visión artificial	23
2.1 Resumen	23
2.2 Introducción	24
2.3 Métodos	24
2.3.1 Preprocesamiento y segmentación	24
2.4 Resultados	28
2.5 Discusión	32
2.6 Conclusiones	33
3. Redes neuronales convolucionales profundas detectan anillos de crecimiento en la región más lluviosa de América en una especie tropical abundante	34
3.1 Title	34
3.2 Resumen	34
3.3 Introducción	35
3.4 Métodos	37
3.4.1 Base de datos de imágenes	37
3.4.2 Segmentación	38
3.5 Resultados	40

3.6	Discusión	42
3.7	Conclusiones	42
4.	Conclusiones y recomendaciones.....	45
4.1	Conclusiones.....	45
4.2	Recomendaciones	46

Lista de figuras

	Pág.
Figura 1-1: Mapa de ubicación de la procedencia de las secciones transversales de madera de la especie <i>Goupia glabra</i>	10
Figura 1-2: Secciones transversales de madera de <i>Pinus sp.</i> (izquierda) y <i>Goupia glabra</i> (derecha: tomada con un escáner de alta resolución Epson Expression 10000XL con resolución de 1200 dpi).	12
Figura 1-3: Extracción de fragmentos de una sección transversal: Arriba se presenta un esquema de los fragmentos extraídos de una muestra, abajo a la izquierda un fragmento y abajo a la derecha el <i>ground truth</i> del fragmento.	14
Figura 1-4: Fotografías tomadas con cámara Xiaomi Redmi 5 Plus bajo iluminación verde con ISO de 100 (izquierda) y 3200 (derecha).	15
Figura 1-5: Fotografías tomadas con cámara Canon Powershot xs510 hs bajo iluminación verde con ISO de 80 con difusor (izquierda) y sin difusor (derecha).	16
Figura 1-6: Fotografías tomadas con cámara Canon Powershot xs510 hs con ISO de 80 y difusor bajo iluminación ultravioleta (izquierda-arriba), azul (derecha-arriba), rojo (izquierda-abajo) y verde (derecha-abajo).	17
Figura 1-7: Canales de las fotografías tomadas con cámara multiespectral Parrot Sequoia: Verde (izquierda), rojo (centro) e infrarrojo (derecha).	18
Figura 1-8: Variación del ancho de los bordes de los anillos por muestra mediante un diagrama de caja a una resolución de 1200 dpi.	19
Figura 1-9: Gráficos de densidad de los valores de los píxeles para cada espacio de color en cada uno de los canales (“a”, “b” y “c” en su respectivo orden), diferenciado por borde del anillo, interior y total.	20
Figura 2-1: Filtro de media con un kernel de 3x3 sobre la imagen original.	25
Figura 2-2: Derivadas de valores de coloración.	26
Figura 2-3: Resultado de la detección de bordes con un filtro de media y un operador Laplaciano en una de las iteraciones. A la izquierda el <i>ground truth</i> y a la derecha la detección mediante técnicas convencionales de visión por computador	29
Figura 2-4: Variación de los resultados a nivel de especie (arriba) y a nivel de muestra (abajo).	30
Figura 2-5: Participación de las variables en la varianza de los resultados obtenidos en cada una de las métricas.	31
Figura 2-6: Participación de las variables en la varianza de los resultados obtenidos en cada una de las métricas.	32

- Figura 3-1:** Extracción de fragmentos de una sección transversal: Arriba se presenta un esquema de los fragmentos extraídos de una muestra, abajo a la izquierda un fragmento y abajo a la derecha el *ground truth* del fragmento. 38
- Figura 3-2:** Arquitectura de la Red Neuronal Convolutiva Profunda utilizada en este estudio. El número de filtros utilizados en cada convolución se ubicó en la parte superior su respectivo rectángulo 39
- Figura 3-3:** Fragmentos de 128x128 píxeles extraídos de la sección transversal de *Goupia glabra* (en color). A su derecha se encuentra en orden: 1) *Ground truth*, Mapas de probabilidad predichos y predicción luego de umbralizar la salida de la red. 41

Lista de tablas

	Pág.
Tabla 3-1: Métricas de la red neuronal convolucional profunda entrenada	40

Introducción

La dendrocronología es la ciencia que estudia los cambios ambientales a través del reconocimiento de patrones temporales presentes en la estructura de los anillos de los árboles (Speer, 2010). La formación anual de anillos de crecimiento en los árboles se ha observado principalmente en las regiones templadas (Pons & Helle, 2011), donde existe una influencia marcada de las estaciones. Se sostuvo durante mucho tiempo que esta característica no se presentaba en los trópicos (Fichtler, 2017). Como lo indica el IDEAM (2005), el clima de Colombia por ejemplo no cuenta con estaciones, sino que tiene épocas de mayor y menor pluviosidad, dado a que es modelado principalmente por el paso de la Zona de Convergencia Intertropical (ITCZ) y fenómenos interanuales como el ENSO (El Niño/La Niña). Aun así, se ha comprobado la presencia de anillos de crecimiento anuales en algunas especies del trópico, lo cual ha abierto oportunidades para su estudio (Pons & Helle, 2011; Fichtler, 2017).

Justificación

Aunque se ha podido comprobar la presencia de anillos de crecimiento anuales en varias especies del trópico, 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 el trópico (Fichtler, 2017). 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. 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 (2017) la escasez de registros de clima instrumentales en Sudamérica hace que las reconstrucciones climáticas basadas en *proxy* sean muy valiosas.

Planteamiento del problema

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 maderas con características anatómicas poco complejas como las coníferas. En las zonas tropicales no hay estaciones y la variación climática anual es menor. Estas regiones son el hábitat en gran medida de especies latifoliadas, cuyas maderas exhiben características anatómicas distintas a las coníferas. Las especies tropicales cuentan con anillos de crecimiento con un contraste menor en su interior (debido a que la variación climática es menor) (Subah *et al.*, 2017) y adicionalmente según Worbes (1985) presentan 4 tipos básicos de anillos de crecimiento, formados por diferentes vasos, fibras y parénquima, lo cual es un reflejo de la gran diversidad de especies del trópico (Worbes & Fichtler, 2010). Por esta razón, no debe ser suficiente un solo tipo de algoritmos para la delimitación de los anillos en las especies de dichas latitudes. La alta variación de los posibles límites de los anillos y la alta plasticidad dentro y entre los anillos complica su detección en las especies tropicales (Fichtler, 2017).

La delimitación automática de anillos en especies del trópico debe tener en cuenta otras características adicionales al método que tradicionalmente se ha empleado, que principalmente es llevado a cabo mediante la detección de cambios abruptos de coloración. Algunas técnicas complementarias se han empezado a incluir en recientes estudios, pero no específicamente en especies tropicales (*e.g.* Sundari & Kumar, 2014; Fabijańska *et al.*, 2017). Hasta ahora no se han utilizado técnicas de visión por computador para la delimitación de anillos de crecimiento en especies o un tipo de anillo particular del trópico. Para Fichtler (2017) actualmente no hay técnicas que reemplacen las habilidades de expertos en la delimitación de anillos de crecimiento de especies tropicales. En 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. Esto será

evaluado para una especie llamada *Goupia glabra*, en la cual según Rivera (2013) los anillos de crecimiento son definidos por variaciones en la densidad.

Marco teórico

Un patrón característico en la formación de anillos de crecimiento es el cambio en la densidad de la madera a través del ancho de los anillos, que implica que los individuos que presentan anillos crecen a mayor velocidad en una época que en otra (Fichtler, 2017). El cambio en la densidad se ve reflejado en un cambio de coloración y por esto usualmente para la demarcación de los bordes de los anillos se ha empleado la detección de cambios de luz reflejada (Speer, 2010). Entre los programas existentes que trabajan con detección a través de color están WinDENDRO, que es un programa comercial ampliamente utilizado para la detección de anillos y otra serie de productos no comerciales, como la librería *measuRing* escrita en el lenguaje estadístico R. Esta última utiliza valores en la escala de gris al igual que otros algoritmos propuestos durante la última década, los cuales se basan en que estos valores están relacionados con cambios en la densidad de los anillos (Lara *et al.*, 2015).

Sin embargo, como señalan Lara *et al.* (2015) (desarrolladores de *measuRing*), aún se presentan limitaciones para el análisis de maderas con características taxonómicas de mayor complejidad, en las cuales se genera sobre-detección por la presencia de abundantes células radiales oscuras y poros de gran tamaño. Según Subah *et al.* (2017) una de las principales dificultades de la automatización de los análisis de anillos de crecimiento es que las imágenes contienen mucho ruido, además que los anillos de crecimiento en las especies del trópico tienen menor contraste que los de especies de regiones templadas. Sundari & Kumar (2014) indicaron que las técnicas utilizadas para el análisis en dos dimensiones eran insuficientes para la dendrocronología, debido a que el soporte existente de algoritmos y programas en ese momento eran insuficientes para el procesamiento de los anillos.

Para Zou *et al.* (2017) la visión humana utiliza patrones de colocación para la detección y el reconocimiento de objetos. Generalmente los patrones de colocación aparecen como las coocurrencias de primitivas visuales (colores, gradientes, texturas, etc.) y en las últimas dos décadas, se han desarrollado descriptores de características locales sofisticados para

describir primitivas visuales. En dicho estudio se propuso un método donde los principales descriptores de las imágenes como forma, color y textura fueron evaluados de forma regional (agrupamiento de mayor cantidad de píxeles que en los descriptores locales) mejorando los resultados en el procesamiento de imágenes. Este es un ejemplo claro de la búsqueda de mejoras en los algoritmos con el fin de que un computador pueda clasificar imágenes igual o mejor que un humano y en el caso de anillos de crecimiento se debe buscar un algoritmo que detecte patrones que están ubicados en algunas zonas específicas (parecido al enfoque regional presentado anteriormente). En muchos casos la delimitación de los anillos de crecimiento de los árboles es clara para el ojo humano que está diseñado para detectar muchas de las características de las imágenes, sin embargo, el proceso de detección manual por un humano es lento y tedioso. Desafortunadamente los algoritmos desarrollados aún no han resuelto el problema de detección de anillos de crecimiento, especialmente en especies tropicales. Adicionalmente, como lo indican Rodríguez *et al.* (2011), para la detección automática en imágenes son relevantes las condiciones de iluminación utilizadas para la obtención de las imágenes, razón por la cual se abordará el tema desde la adquisición de las imágenes.

Antecedentes

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 & 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 *et al.* (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 umbralización, 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.

Específicamente para la especie *Goupia glabra*, Pons & Helle (2011) utilizaron un procedimiento para la identificación de sus anillos de crecimiento a través de isotopos estables de Carbono 13 y Oxígeno 18. El desarrollo de este proceso implica una inversión en costo y tiempo, pero justificaron su trabajo al describir la madera de la especie como muy homogénea, por lo cual el uso de técnicas como las abordadas en este trabajo son de gran utilidad.

Fabijańska *et al.* (2017) indicaron que detectar los anillos de crecimiento en coníferas o en especies con porosidad difusa (el tipo de porosidad de *Goupia glabra*) se podía realizar a partir del preprocesado mediante filtros y posteriormente con técnicas de detección de bordes, sin embargo, sus estudios han sido desarrollados en especies de zonas templadas, donde los contrastes y homogeneidad de los anillos de crecimiento son mayores. En el avance más reciente en detección de anillos de crecimiento se utilizó una Red Neuronal Convolutiva Profunda U-Net en especies latifoliadas de zonas templadas con porosidad circular, obteniendo muy buenos resultados (Fabijańska & Danek 2018); este tipo de arquitecturas han sido muy utilizadas para clasificación de imágenes.

Objetivo general

Identificar y delimitar los anillos de crecimiento presentes en las muestras de madera de la especie *Goupia glabra* empleando técnicas de visión por computador.

Objetivos específicos

- Caracterizar la iluminación para la detección de anillos de crecimiento presentes en las muestras de madera de la especie *Goupia glabra*.
- Identificar las condiciones de filtrado de las imágenes que permitan delimitar los anillos de crecimiento presentes en las muestras de madera de la especie *Goupia glabra*.
- Seleccionar las características de segmentación que permitan reconocer los anillos en las muestras de madera de la especie *Goupia glabra*.

Estructura de la tesis

El contenido se presenta en cuatro capítulos, en el primero se aborda la fase de adquisición (iluminación, color y sensores), en el segundo se evalúa la fase de preprocesamiento (filtros) y la delimitación de anillos de crecimiento mediante técnicas convencionales de visión artificial, en el tercero se realiza la delimitación de anillos de crecimiento a través de una red neuronal convolucional profunda y en el cuarto capítulo se describen las conclusiones generales del trabajo. Vale la pena aclarar que a pesar de que la especie *Goupia glabra* también ha sido descrita con anillos indistintos (Pons & Helle 2011), se pudieron diferenciar muy claramente la mayoría de los anillos a simple vista tal como lo mencionan en varios estudios (Lotfiomran & Köhl 2017); inclusive ha sido descrita con anillos anuales (Köhl *et al.* 2017). Con el fin de dar validez a los resultados, se evaluaron los anillos que, aunque fueran difíciles de identificar, se generaran mínimas dudas en su delimitación. Las técnicas utilizadas y los análisis estadísticos fueron ejecutados en *Python* y *R* y en cada uno de los capítulos se indica la forma en que se realizaron los cálculos.

1. Caracterización de la adquisición de imágenes para la delimitación de anillos de crecimiento de la especie tropical *Goupia glabra*

Alejandro Gómez Chica^{1,2,3,4}, Andrés Sánchez Aguiar^{1,1,5}, Albeiro Espinosa Bedoya^{1,1,6}, Ignacio del Valle^{1,3,7}, July Suarez Gómez^{1,8}, Luis Jairo Toro^{1,9}

1.1 Resumen

Se evaluó la fase de adquisición de las imágenes de las secciones transversales de madera de *Goupia glabra*. Para esto se evaluó la iluminación y los tipos de sensores para la captura. Se evaluaron los espacios de color y cada uno de sus canales. Se pudo observar que las transformaciones en los espacios de color no brindan información relevante adicional al espacio RGB para la detección de anillos. Las fuentes de iluminación mostraron resultados interesantes, sin embargo, la necesidad de una resolución alta y mayor control para la captura hace que el uso de un escáner de alta resolución sea la mejor opción para el trabajo de imágenes en dendrocronología.

Palabras clave: dendrocronología, adquisición, visión por computador, escáner, trópico, Chocó biogeográfico

¹ Universidad Nacional de Colombia, sede Medellín.

² Grupo de Investigación y Desarrollo en Inteligencia Artificial GIDIA.

³ Laboratorio de Dendrocronología Tropical

⁴ agomezch@unal.edu.co

⁵ anfsanchezag@unal.edu.co

⁶ aespinos@unal.edu.co

⁷ jidvalle@unal.edu.co

⁸ jasuarzegom@unal.edu.co

⁹ ljtoro@gmail.com

1.2 Introducción

La fase de adquisición para el procesamiento de imágenes a través de técnicas de visión por computador es fundamental y al mismo tiempo complejo. A partir de este, se inician las fases posteriores, cuyos resultados dependen en gran medida de la adquisición. Dos de los aspectos que se deben tener en cuenta son la iluminación y los tipos de sensores para las capturas.

Existen dos tipos principales de fuentes de iluminación: la natural que fundamentalmente proviene del sol y la artificial. La luz natural genera condiciones en las imágenes de acuerdo con el clima y el tipo de espacio en el cual se realice el proceso de adquisición. Por el contrario, la ventaja que tiene la luz artificial en la captura de imágenes es que se pueden homogeneizar algunas condiciones del entorno de acuerdo con los objetos que se deseen resaltar.

La marcación de anillos de crecimiento en los árboles se ha realizado generalmente con estereoscopio, sin embargo, con los avances tecnológicos se vienen utilizando imágenes digitales con mayor frecuencia. También se han utilizado tomografías computarizadas para especies cuyos anillos de crecimiento se forman por cambios en la densidad de la madera, pero estos equipos suelen ser más costosos. Debido a esto, se ha vuelto más común el uso de escáneres de alta resolución para la identificación de anillos de crecimiento.

También hay aspectos adicionales que se deben tener en cuenta en la fase de adquisición. Por ejemplo, si se opta por la digitalización de imágenes, es necesario que las muestras sean pulidas con lijas abrasivas con el fin de tener una visualización clara de las características anatómicas presentes en las secciones de madera.

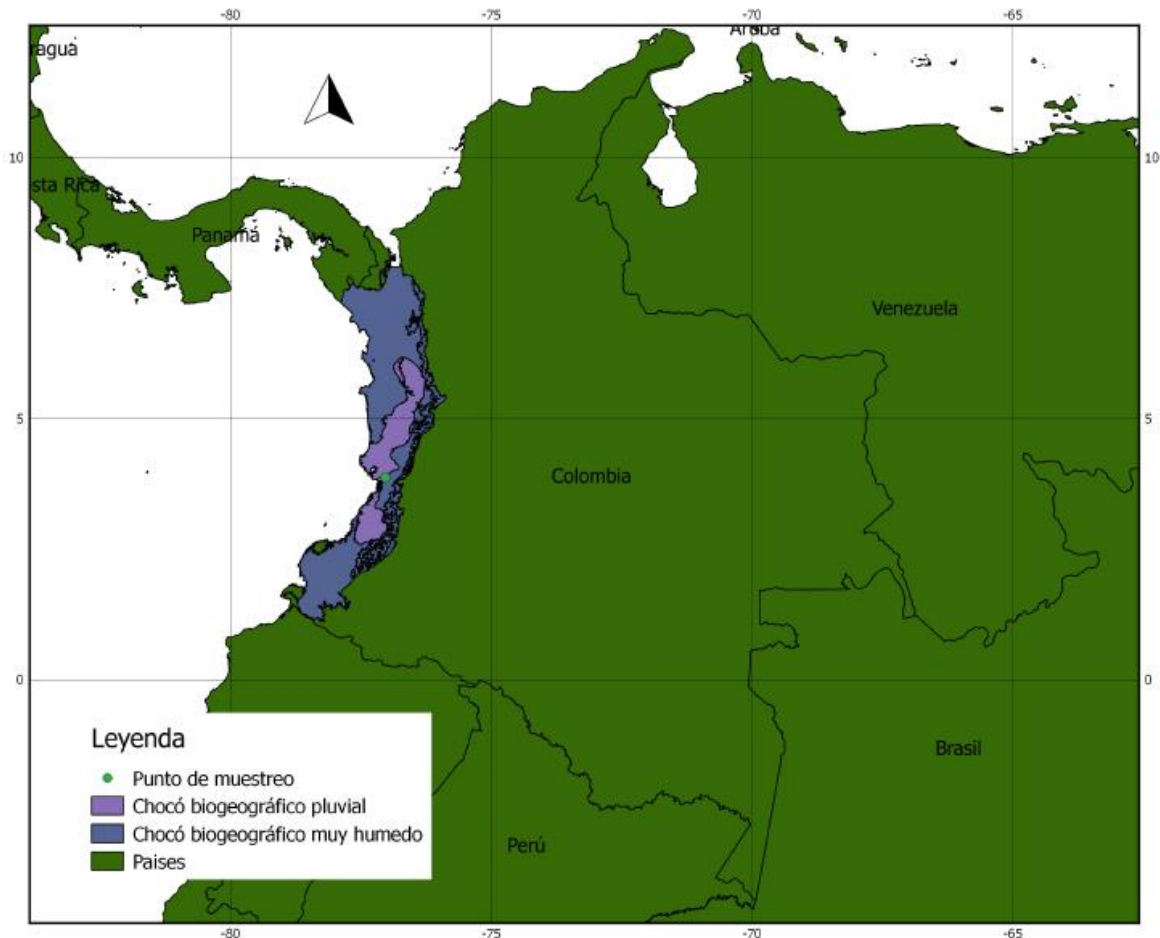
En este capítulo se aborda el proceso de selección de las características óptimas para la adquisición de imágenes de secciones transversales de madera de la especie tropical *Goupia glabra* para la delimitación de anillos de crecimiento.

1.3 Métodos

1.3.1 Área de estudio

El Chocó Biogeográfico colombiano es la región más lluviosa de América, ubicada a lo largo de la Costa Pacífica, sobre el flanco oeste de la cordillera Occidental de los Andes. En algunos sitios la precipitación supera los 12000 mm anuales, con años extremos de 18449 mm en 1953 y de 19839 mm en 1936, respectivamente (Mesa et al. 1997). Las muestras utilizadas para este estudio provienen de un bosque muy húmedo tropical del Chocó biogeográfico (4000 a 8000 mm de precipitación anual, según la clasificación de zonas de vida propuesta por Holdridge (1967)), específicamente la región del Bajo Calima (Valle del Cauca, Colombia), transición al bosque pluvial. Allí se encuentra el Centro Forestal Tropical Pedro Antonio Pineda de la Universidad del Tolima (3°55'N, 77°07'W) (Figura 1-1), cuya área de influencia comprende 66.700 ha de bosques pertenecientes al Consejo Comunitario del Bajo Calima. Cada una de las secciones transversales de madera utilizadas fueron pulidas con lijas abrasivas en principio de granos gruesos hasta llegar a granos entre 1800 y 2000.

Figura 1-1: Mapa de ubicación de la procedencia de las secciones transversales de madera de la especie *Goupia glabra*



1.3.2 Anatomía de la madera

Las coníferas (gimnospermas) son plantas cuya distribución natural es principalmente en el hemisferio norte. En ellas puede diferenciarse claramente los anillos de crecimiento que se forman por la presencia de las estaciones y se caracterizan por los cambios de densidad y aumento del espesor de la pared de las fibras hacia la parte final del anillo. En la Figura 1-2 puede observarse una conífera perteneciente al género *Pinus*, la cual presenta estructuras anatómicas de baja complejidad (e.g. ausencia de poros) y anillos de crecimiento fáciles de delimitar, debido a que el leño inicial (color claro) es contrastante

con el leño final (color oscuro) y la especie latifoliada (angiospermas) *Goupia glabra*, en quien también se aprecia un cambio de coloración dentro de los anillos debidos a los cambios de densidad, pero no con la misma claridad que en la conífera. El tipo de porosidad de *Goupia glabra* es difusa; puede decirse que la coloración del leño es de un color más homogéneo y lo que genera el mayor contraste entre los bordes de los anillos y los anillos es el color de los poros que disminuyen en la parte final del anillo (borde). Sin embargo, los radios medulares (de coloración clara, al igual que los poros) se encuentran con igual abundancia tanto en los bordes de los anillos como en el interior del anillo. Así, al presentarse coloración oscura en muchas zonas entremezclada con coloración clara, se generan patrones diferentes a los característicos de las coníferas, dificultando la correcta clasificación de los anillos. Adicionalmente, en muchos casos su madera presenta manchas que dificultan también la marcación de los anillos.

Figura 1-2: Secciones transversales de madera de *Pinus sp.* (izquierda) y *Goupia glabra* (derecha: tomada con un escáner de alta resolución Epson Expresion 10000XL con resolución de 1200 dpi).



1.3.3 Tipos de sensores, iluminación y espacios de color

La evaluación de las características óptimas para la adquisición se realizó de forma visual. Se analizaron diferentes combinaciones de fuentes de iluminación, sensores y parámetros de captura de los sensores.

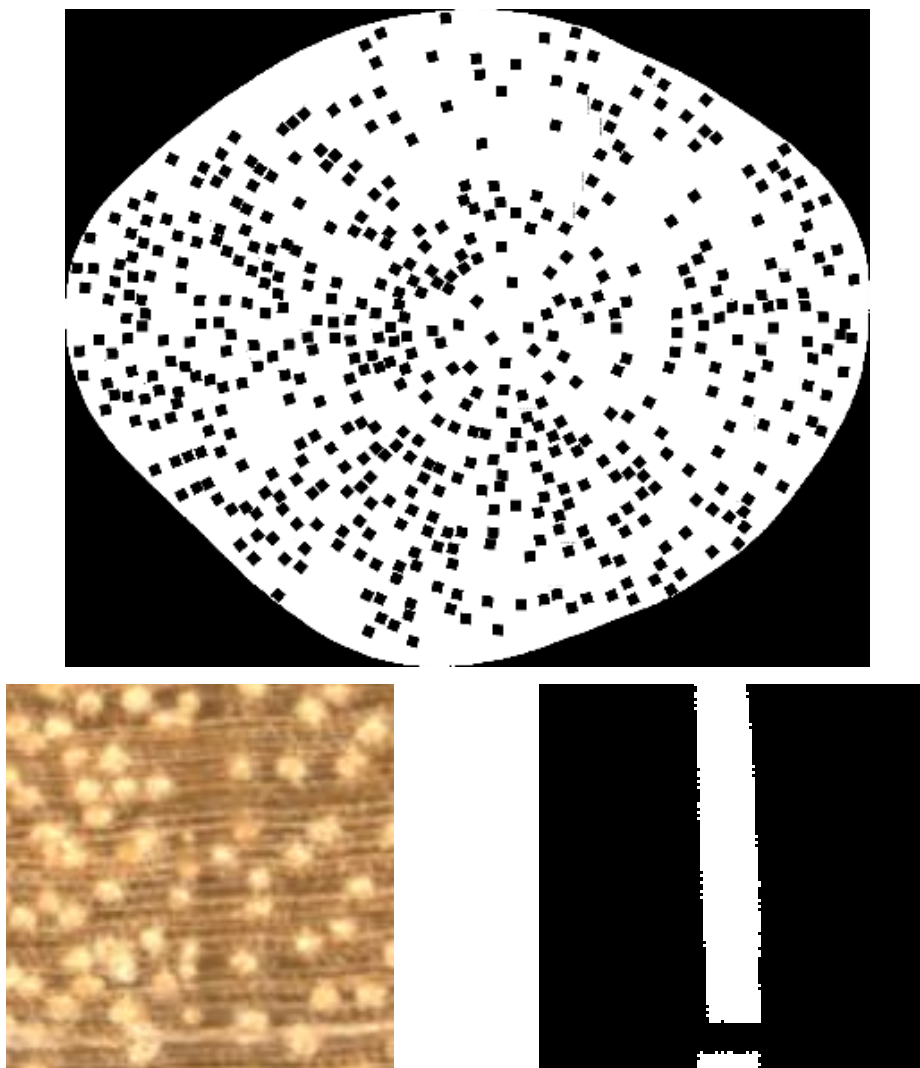
Se utilizó una cámara de celular (Xiaomi Redmi 5 Plus), una cámara semiprofesional (Canon Powershot sx510 hs), una cámara multiespectral (Parrot Sequoia) y un escáner de alta resolución (Epson Expresion 10000XL). Se utilizó la cámara multiespectral para analizar la información adicional en los bordes de los anillos que se puede obtener en el infrarrojo cercano.

Para la captura de imágenes con las cámaras RGB (Xiaomi y Canon) se evaluaron varias fuentes de iluminación con diodos emisores de luz (*LED*) de diferentes longitudes de onda (ultravioletas, azules, verdes y rojos). Para la cámara multiespectral se utilizó únicamente la luz blanca y la fuente de iluminación del escáner utilizada fue la que trae el equipo de fábrica (Lámpara fluorescente de cátodo frío de gas xenón).

La evaluación de los espacios de color fue realizada a partir de imágenes tomadas con el escáner Epson Expresion 10000XL a una resolución de 1200 dpi. Dado que el borde del anillo de crecimiento presenta células con varias tonalidades al igual que el resto del anillo, se extrajeron fragmentos de las secciones transversales de 128x128 píxeles orientados respecto al centro (ver Figura 1-3) mediante un muestreo aleatorio ponderado por el área de cada sección (aproximadamente 15% de cada una de las 26 secciones transversales utilizadas, para un total de 14472 fragmentos) y se comparó el valor de coloración de píxeles de la parte interior de los anillos respecto a los valores en los bordes. Las condiciones para que el fragmento fuera extraído fueron que tuviera por lo menos un anillo de crecimiento y que los anillos de crecimiento no fueran cortados longitudinalmente por el recuadro, aunque si se cortaran transversalmente; se analizaron los histogramas de las imágenes en cada uno de los espacios de color para las dos clases (borde de anillo de crecimiento, interior de anillo de crecimiento) y para el total de píxeles. Para esto se realizó una digitalización manual de los bordes de los anillos por parte de una persona experta en delimitación de anillos en la especie. A partir de este

muestreo también se documentó el ancho de los bordes de los anillos, con el fin de establecer la resolución necesaria para la detección de anillos en la especie.

Figura 1-3: Extracción de fragmentos de una sección transversal: Arriba se presenta un esquema de los fragmentos extraídos de una muestra, abajo a la izquierda un fragmento y abajo a la derecha el *ground truth* del fragmento.

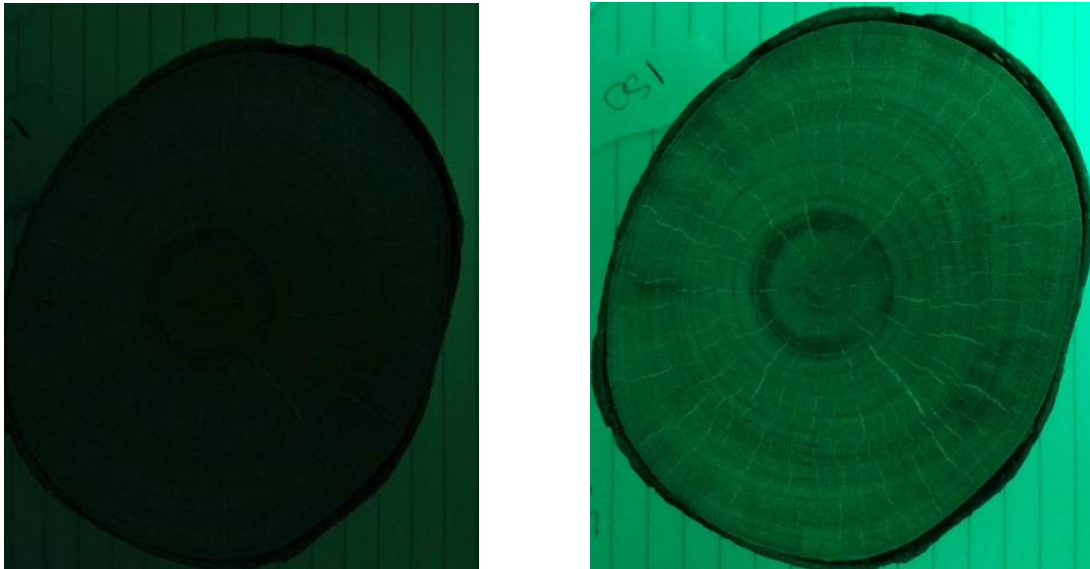


1.4 Resultados

1.4.1 Tipos de sensores e iluminación

Inicialmente se tomaron imágenes con la cámara de un Xiaomi Redmi 5 Plus (cámara de 12MP) con una apertura de diafragma fija en $f/2.2$ y un sensor de $1.25 \mu\text{m}$. Las imágenes que se tomaron con niveles bajos de ISO fueron extremadamente oscuras y no se lograron diferenciar los anillos dentro de la imagen. Luego, se elevaron los valores de ISO a 100, 200, 400, 800, 1600 y 3200; en la Figura 1-4 se pueden observar las capturas realizadas bajo luz verde con ISO 100 e ISO 3200. Se encontró que los valores de ISO superiores a 200 adicionaban un ruido aleatorio tipo sal en la imagen que se confundía e interrumpía en constantes ocasiones el contorno del anillo y las imágenes con un ISO de 100 o 200 eran muy oscuras y de poco contraste para poder identificar algo en ellas. Por tal razón se toma la decisión de cambiar de cámara por una Canon Powershot sx510 hs.

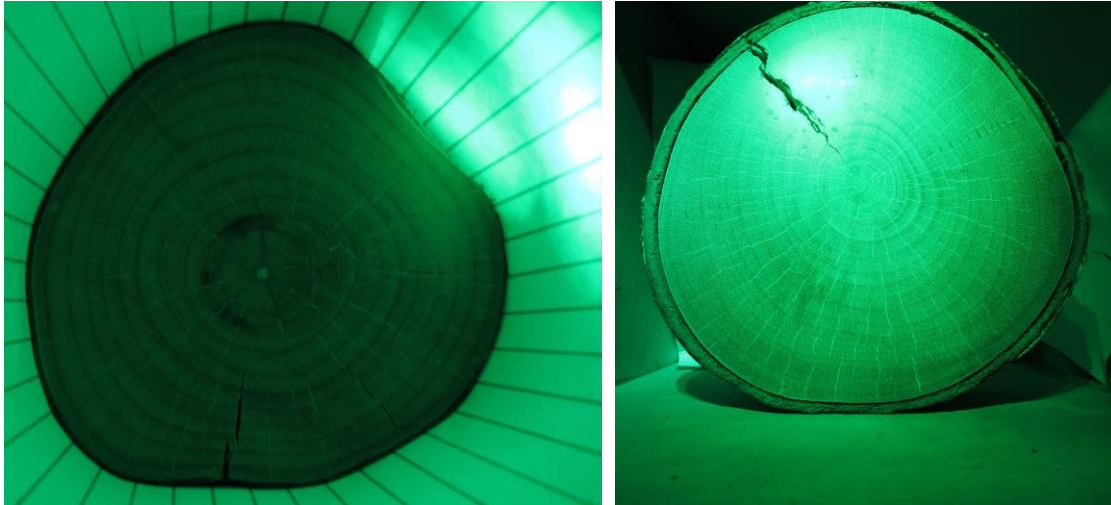
Figura 1-4: Fotografías tomadas con cámara Xiaomi Redmi 5 Plus bajo iluminación verde con ISO de 100 (izquierda) y 3200 (derecha).



Con base en los resultados anteriores se dejaron fijos los parámetros de ISO en un nivel de 80, una velocidad de captura de $\frac{1}{4}$, y una apertura de diafragma $f3.4$ sin ningún tipo

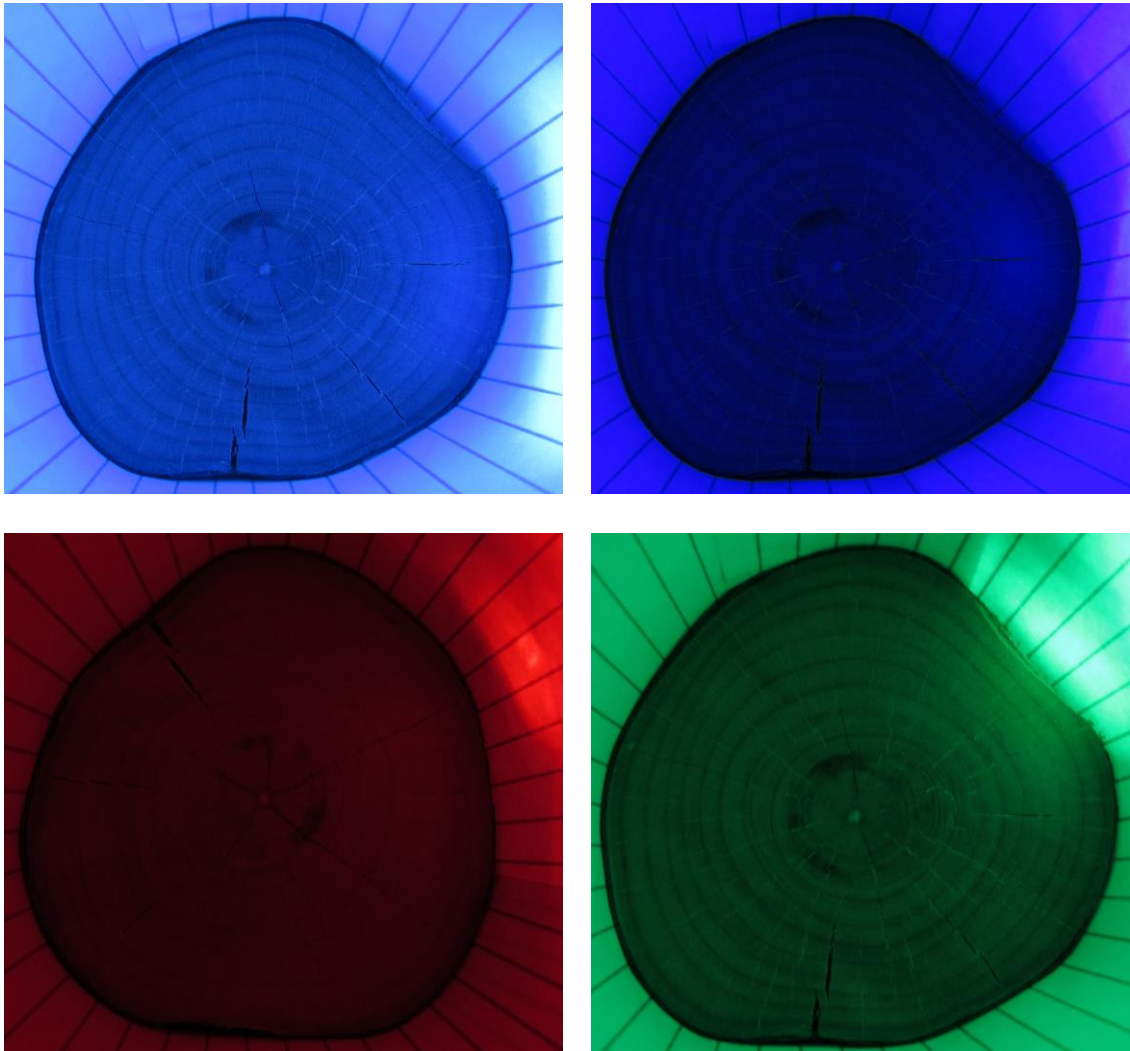
de zoom como se muestran en la Figura 1-5, donde se compara adicionalmente la captura con difusor (hoja blanca) y sin difusor.

Figura 1-5: Fotografías tomadas con cámara Canon Powershot xs510 hs bajo iluminación verde con ISO de 80 con difusor (izquierda) y sin difusor (derecha).



El difusor ayudó a que el reflejo de la iluminación no se viera tanto en las secciones transversales. Aunque esto no fue solucionado completamente con ninguna de las cámaras. En la Figura 1-6 se presentan algunos de los resultados con diferentes fuentes de iluminación para las cámaras RGB.

Figura 1-6: Fotografías tomadas con cámara Canon Powershot xs510 hs con ISO de 80 y difusor bajo iluminación ultravioleta (izquierda-arriba), azul (derecha-arriba), rojo (izquierda-abajo) y verde (derecha-abajo).

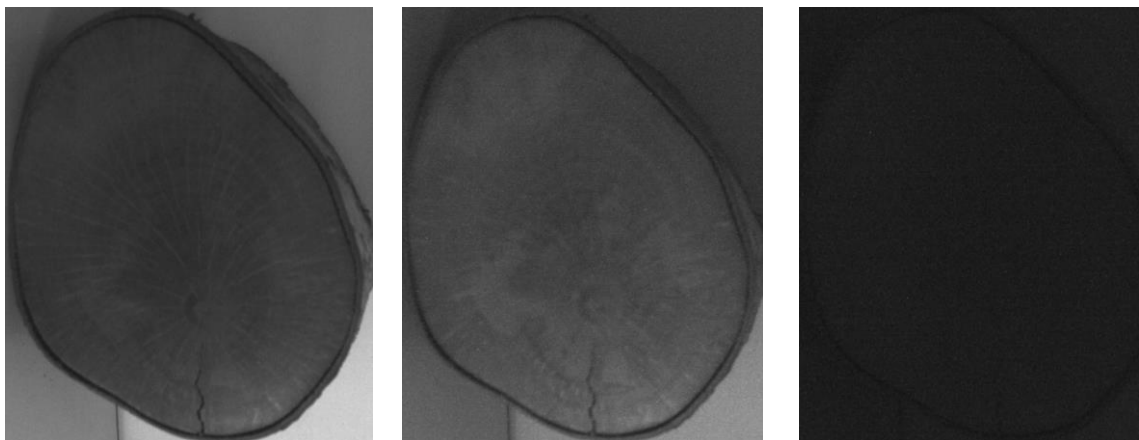


Se puede apreciar que el verde es una buena fuente de iluminación. Esto debido a que los bordes de los anillos son cafés, más cercanos al color rojo, el cual es complementario al verde (formado por el amarillo y el azul). En cuanto a la iluminación con rojo, este genera que no se vean tan claros los anillos debido a que el color café de los bordes de

los anillos se satura. La fuente de iluminación azul presenta resultados intermedios, mientras que con la ultravioleta también se obtuvieron buenos resultados.

Con el fin de establecer que información adicional se puede encontrar de los bordes de los anillos en las longitudes de ondas del infrarrojo cercano se utilizó la cámara multiespectral a partir de luz blanca. Los resultados indican que en este canal no hay información relevante para la clasificación de anillos de crecimiento en la especie (Figura 1-7).

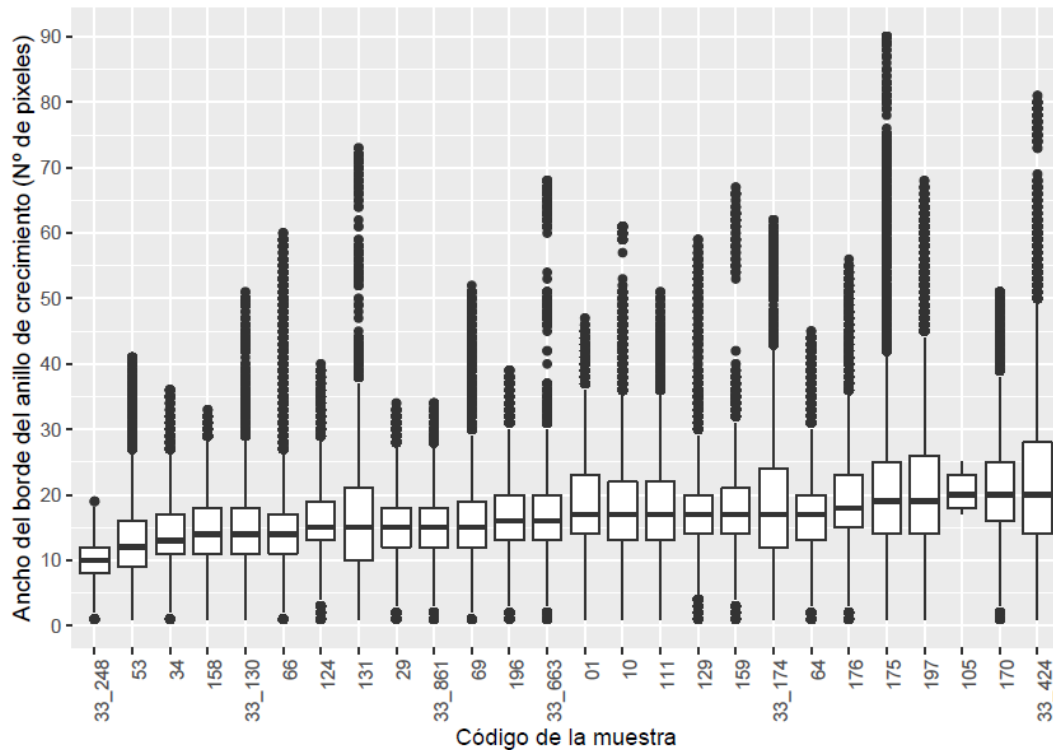
Figura 1-7: Canales de las fotografías tomadas con cámara multiespectral Parrot Sequoia: Verde (izquierda), rojo (centro) e infrarrojo (derecha).



Finalmente se utilizó el escáner el cual utiliza una lámpara fluorescente de cátodo frío de gas xenón (Ver un ejemplo de captura en la Figura 1-2). El escáner es el equipo con el que se trabaja en dendrocronología en la captura de imágenes y con este se pudieron solucionar los problemas encontrados con los otros sensores para este estudio. Adicionalmente la resolución de este escáner supera por mucho la de los otros equipos. Se documentó el ancho de los bordes de los anillos corroborando que para esta especie se hace necesario utilizar el escáner de alta resolución (Ver Figura 1-8). Esto fue establecido de la siguiente forma: la muestra de mayor tamaño es la 69 (18155x14599 pixeles a una resolución de 1200 dpi), la mediana del ancho del borde de los anillos de esta muestra es igual a 15 pixeles y el percentil 10 es igual a 9. Si queremos detectar por lo menos en un pixel de la imagen los anchos iguales a 9, tenemos que tener una

resolución mayor a $18155/9=2017.22$ pixeles. Esta resolución no la cumplen ni la cámara multispectral, ni la cámara del celular. La cámara semiprofesional que es de 12.1 Megapíxeles podría detectar estos bordes en $(12.1 \times 10^6)^{0.5} / 2017.22 = 1.72$ pixeles y este es un número muy bajo para detectar un borde, debido a que para esto generalmente se deben utilizar algoritmos que involucran vecindad. Suponiendo que el enfoque, la iluminación y la inclinación de las cámaras se pudieran controlar de una buena manera, habría que segmentar la imagen para poder obtener mayor resolución de los anillos, lo cual generaría inconvenientes adicionales.

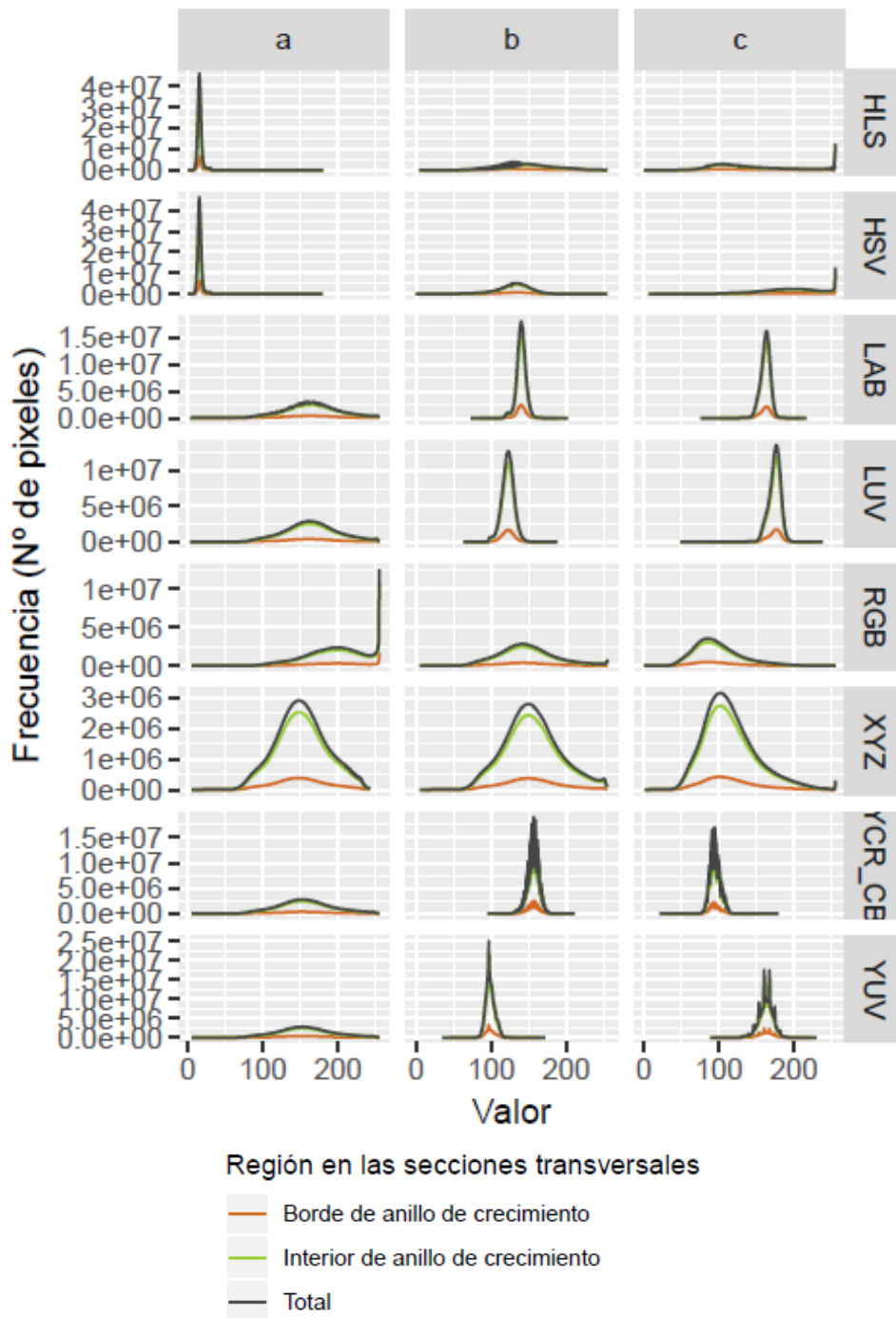
Figura 1-8: Variación del ancho de los bordes de los anillos por muestra mediante un diagrama de caja a una resolución de 1200 dpi.



1.4.2 Espacios de color

Con base en los resultados anteriores se analizaron las transformaciones de espacios de color de los fragmentos de 128x128 pixeles extraídos de las imágenes tomadas con el escáner a una resolución de 1200 dpi (Figura 1-9).

Figura 1-9: Gráficos de densidad de los valores de los píxeles para cada espacio de color en cada uno de los canales (“a”, “b” y “c” en su respectivo orden), diferenciado por borde del anillo, interior y total.



1.5 Discusión

Tanto las condiciones de iluminación, como el tipo de sensor y los espacios de color determinan que la captura sea óptima o no. Los anillos de la especie *Goupia glabra* son diferenciables para el ojo humano y el infrarrojo cercano no aporta información relevante para su proceso de detección. El escáner en conjunto (fuente de iluminación y sensores de captura) fue el equipo que mejor calidad en las imágenes generó, aunque se sugiere que en trabajos futuros se analicen otras longitudes de onda no hacia el espectro del infrarrojo (onda larga) sino más bien hacia longitudes de onda más largas, dado que con rayos X y ultravioleta se han documentado buenos resultados (Ramírez *et al.* 2010, Ben *et al.* 2017).

Los resultados obtenidos en el caso de *Goupia glabra* difieren con los presentados por (McCarroll *et al.* 2002), quienes indicaron que la densidad de la madera en pinos de altas latitudes está relacionada con la intensidad del azul, dado que los anillos de crecimiento de *Goupia glabra* han sido descritos como anillos que se forman por cambios en la densidad de la madera (Lotfiomran & Köhl 2017) pero en el canal azul no se puede diferenciar los anillos de crecimiento solo por tonalidades de la madera. Esto muy probablemente es porque los anillos de crecimiento de *Goupia glabra* no se diferencien solamente por cambios de color sino por patrones entre los pixeles vecinos al igual que la densidad.

1.6 Conclusiones

Se puede concluir que de los equipos utilizados el que mejores características presenta para la adquisición es el escáner. La cámara multispectral y el escáner capturan la información de tres longitudes de onda a partir de sensores diferentes a diferencia de las cámaras RGB que tienen un solo sensor para esto. Sin embargo, el escáner tiene ventajas sobre los otros equipos principalmente en que toma imágenes con mayor resolución, homogeniza las condiciones de captura dentro y entre las muestras, genera poca deformación en las medidas de los anillos en la imagen respecto a las medidas reales y que no se tienen que controlar manualmente otras condiciones como intensidad de la iluminación, el enfoque y distancias de la cámara y de la fuente de iluminación

(teniendo en cuenta además que estos cambios repercuten en la resolución de los anillos en la imagen).

No hay ningún canal en los espacios de color que diferencie claramente los bordes de los anillos de crecimiento con el interior del anillo para la especie.

2. Delimitación de anillos de crecimiento de la especie tropical *Goupia glabra* mediante técnicas convencionales de visión artificial

Alejandro Gómez Chica^{10,11,12,13}, Albeiro Espinosa Bedoya^{10,11,14} Diego Patiño Cortes^{10,11,15}, Ignacio del Valle^{10,12,16}

2.1 Resumen

Se evaluaron los diferentes filtros en el preprocesado para la delimitación de anillos de crecimiento. Esto fue probado según la relevancia de los filtros en la detección de anillos de crecimiento en la especie *Goupia glabra* mediante técnicas convencionales de visión por computador. Asimismo, se evaluaron 2 algoritmos para la detección de bordes: Laplaciano y Sobel; Los resultados indican que el tipo de filtro no es relevante para la detección. Sin embargo, la segmentación varía según el método utilizado para la detección de bordes y los parámetros utilizados en cada uno de los algoritmos. Los resultados fueron evaluados mediante 5 métricas: exactitud, precisión, sensibilidad, valor F1 y el Coeficiente de correlación de Matthews, obteniendo muy bajos resultados. Se concluye que las técnicas convencionales de visión por computador para la detección de bordes no son útiles para la detección de anillos de crecimiento en la especie tropical *Goupia glabra*.

¹⁰ Universidad Nacional de Colombia, sede Medellín.

¹¹ Grupo de Investigación y Desarrollo en Inteligencia Artificial GIDIA.

¹² Laboratorio de Dendrocronología Tropical

¹³ agomezch@unal.edu.co

¹⁴ aespinos@unal.edu.co

¹⁵ dpatinoco@unal.edu.co

¹⁶ jidvalle@unal.edu.co

Palabras clave: Visión por computador, filtros, operadores de detección de bordes, trópico, Chocó biogeográfico

2.2 Introducción

Para poder identificar los bordes de los anillos de crecimiento mediante las técnicas tradicionales de visión por computador, es necesario que en el preprocesamiento se filtren las imágenes. Si este paso no se realiza, el resultado de la detección de bordes tiende a sobreestimar los anillos de crecimiento. Esto sucede debido a que estas técnicas se basan en cambios abruptos de coloración y en las especies tropicales latifoliadas, los cambios fuertes de coloración no implican necesariamente formación de anillos de crecimiento, dado que su anatomía es más compleja que la de las coníferas y el contraste de los anillos de crecimiento es menor que el de las especies de zonas templadas (Subah *et al.*, 2017). En el capítulo anterior se presentó de forma descriptiva la forma en que varían los patrones de coloración según las estructuras anatómicas. Pudo observarse que en *Goupia glabra* tanto los bordes de anillos como el interior de los anillos cuentan con células con valores similares de coloración y lo que cambia es que en términos generales la abundancia de valores claros tiende a ser un poco mayor en los bordes de los anillos respecto al interior.

El desarrollo de este capítulo pretende mostrar la forma en que los anillos de crecimiento de *Goupia glabra* se pueden detectar mejor según el filtro, la técnica de detección de bordes que se utilice y cada uno de los parámetros utilizados.

2.3 Métodos

El área de estudio y la anatomía de la madera para este capítulo es la misma que la que se presentó en el capítulo anterior.

2.3.1 Preprocesamiento y segmentación

Las imágenes de las secciones transversales fueron tomadas con el escáner Epson Expresion 10000XL a una resolución de 1200 dpi. Fueron utilizadas 26 secciones transversales, para las cuales se generó un *ground truth* mediante una digitalización manual de los bordes de los anillos realizada por una persona experta en identificación de anillos en la especie.

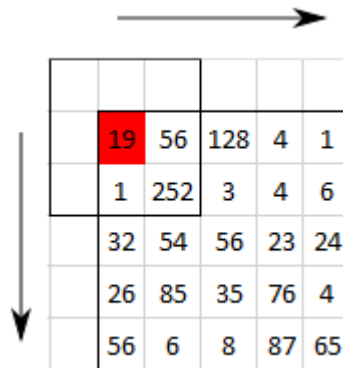
Debido al tiempo de computo tan alto para la aplicación de cada una de las técnicas utilizadas variando parámetros dentro de cada muestra y a que de acuerdo con el capítulo anterior aparentemente los espacios de color adicionales al RGB no brindan información relevante que diferencie los bordes de los anillos de crecimiento del interior del anillo, solo se evaluaron las imágenes del espacio de color RGB en escala de grises.

El preprocesado aplicado a las imágenes consistió en 3 tipos de filtros (Gaussiano, de media y de mediana). En la detección de bordes se utilizaron técnicas de visión artificial convencionales (Laplaciano y Sobel) a las imágenes luego del preprocesado. A continuación, se presenta una breve descripción de los métodos utilizados:

- **Filtro de media**

Consiste en suavizar la imagen utilizando una ventana o kernel móvil de un tamaño específico por la imagen original. Esta ventana va pasando por cada uno de los píxeles siendo cada píxel el centro del kernel. A los valores que estén dentro de la ventana de cada píxel se les calcula la media y este valor se convierte en el nuevo valor de cada píxel (ver Figura 2-1).

Figura 2-1: Filtro de media con un kernel de 3x3 sobre la imagen original.



- **Filtro de mediana**

Se aplica el mismo procedimiento que en el filtro de media, pero el valor que se calcula es la mediana.

- **Filtro de Gaussiano**

Se aplica el mismo procedimiento que en los dos filtros anteriores, pero no se utiliza la media ni la mediana, sino que para cada píxel se utiliza una distribución normal bivariada sobre los elementos de cada kernel.

Se utilizaron técnicas de detección de bordes, las cuales se basan en gradientes y no en valores absolutos, minimizando el error por la presencia de píxeles con valores similares tanto en el borde del anillo como en el interior y la variabilidad que tiene la madera en lugares con manchas, entre albura y duramen y entre las muestras de diferentes árboles.

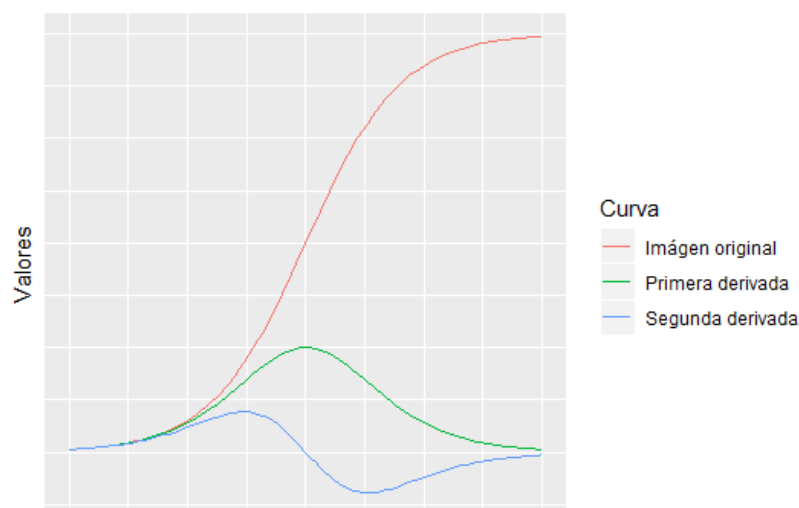
- **Sobel**

Es un operador de detección de bordes de primer orden, el cual utiliza los mínimos y máximos de la primera derivada para evaluar los cambios en coloración, los cuales están relacionados con los bordes de los anillos de crecimiento (ver Figura 2-2).

- **Laplaciano**

Es un operador de segundo orden, el cual utiliza los mínimos y máximos de la segunda derivada para evaluar los cambios en coloración, los cuales están relacionados con los bordes de los anillos de crecimiento (ver Figura 2-2).

Figura 2-2: Derivadas de valores de coloración.



Una de las dificultades de las fases de preprocesamiento y procesamiento en las muestras de madera de la especie, es que como sucede con muchas de las especies latifoliadas, los cambios abruptos de coloración no se deben únicamente a la formación de anillos de crecimiento, sino también a estructuras como poros, a manchas y también se presentan por las fracturas que se generan en la madera en el proceso de secado. Debido a esto, se dificulta seleccionar los parámetros que garanticen una mejor detección. Por lo tanto, se evaluó la efectividad de la delimitación también con relación a los parámetros y no solamente respecto al mejor filtro y técnica de detección de bordes. Los parámetros iterados fueron 3: un factor de dimensionamiento el cual fue usado para disminuir la resolución de la imagen, el tamaño del kernel para el filtro y el tamaño del kernel para los operadores de detección de bordes.

Se utilizó una matriz de confusión para comparar el resultado de la detección con cada uno de los filtros, técnicas de detección de bordes y parámetros, respecto a un *ground truth* digitalizado manualmente; se calcularon 5 métricas que reflejan el desempeño de cada parametrización en la detección, donde VP: Verdadero positivo, VN: Verdadero negativo, FP: Falso positivo y FN: Falso negativo. Las métricas utilizadas fueron:

- **Exactitud**

Representa el porcentaje de predicciones correctas del modelo. Es decir, tiene en cuenta ambas clasificaciones: borde del anillo de crecimiento e interior del anillo de crecimiento. Es calculada con la Ecuación (2.1).

$$\frac{VP+VN}{VP+VN+FP+FN} * 100 \quad (2.1)$$

- **Precisión**

Representa que porcentaje de los valores clasificados como positivos por el algoritmo fue correctamente identificado. En este caso el porcentaje de bordes de anillos detectados que también fueron clasificados como bordes de anillos en el *ground truth*. Es calculada con la Ecuación (2.2).

$$\frac{VP}{VP+FP} * 100 \quad (2.2)$$

- **Sensibilidad**

Representa el porcentaje correctamente identificado de valores positivos. En este caso el porcentaje de bordes de anillos clasificados en el *ground truth*, que fue correctamente identificado por el algoritmo. Es calculada con la Ecuación (2.3).

$$\frac{VP}{VP+FN} * 100 \quad (2.3)$$

- **Valor F1**

Es la media armónica entre las métricas de precisión y sensibilidad. Es calculada con la Ecuación (2.4).

$$2 * \frac{\text{precisión} * \text{sensibilidad}}{\text{precisión} + \text{sensibilidad}} \quad (2.4)$$

- **Coefficiente de correlación de Matthews**

Es considerada una métrica equilibrada para medir el desempeño de un algoritmo. Es calculada con la Ecuación (2.5).

$$\frac{TP * TN - FP * FN}{\sqrt{(TP+FP)*(TP+FN)*(TN+FP)*(TN+FN)}} \quad (2.5)$$

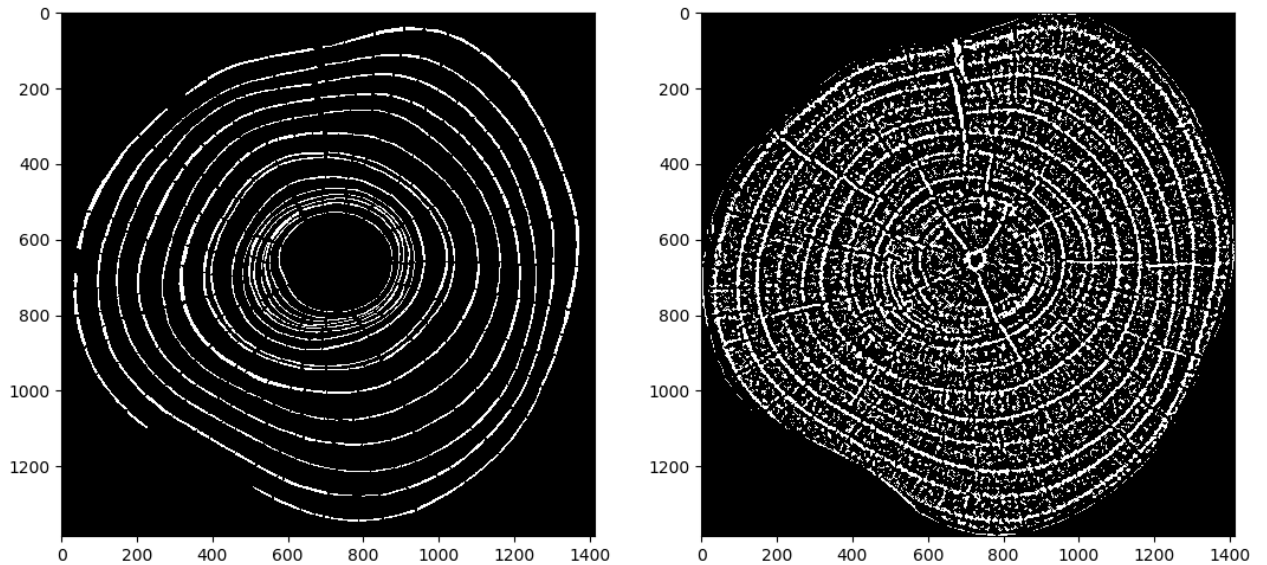
Para evaluar estadísticamente cuáles de las variables generan mayor variación en los resultados de las métricas fue realizado un análisis de partición de la varianza, mediante regresión lineal.

Por último, se analizaron los mejores resultados obtenidos para cada muestra y los métodos y parámetros con los que se obtuvieron.

2.4 Resultados

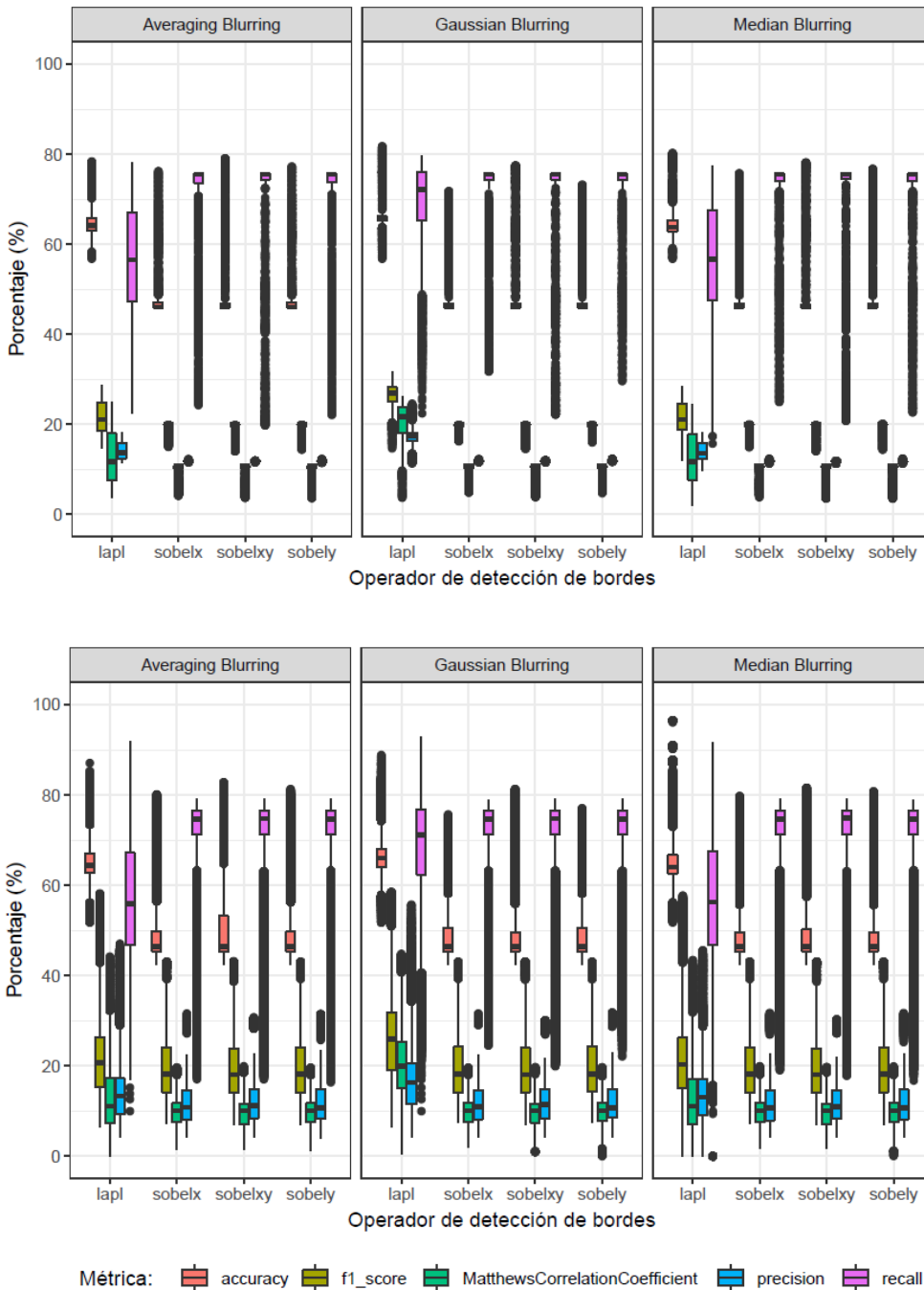
Se presenta la detección de los bordes de los anillos de crecimiento para una parametrización específica para uno de los valores más altos de exactitud obtenidos (ver Figura 2-3).

Figura 2-3: Resultado de la detección de bordes con un filtro de media y un operador Laplaciano en una de las iteraciones. A la izquierda el ground truth y a la derecha la detección mediante técnicas convencionales de visión por computador



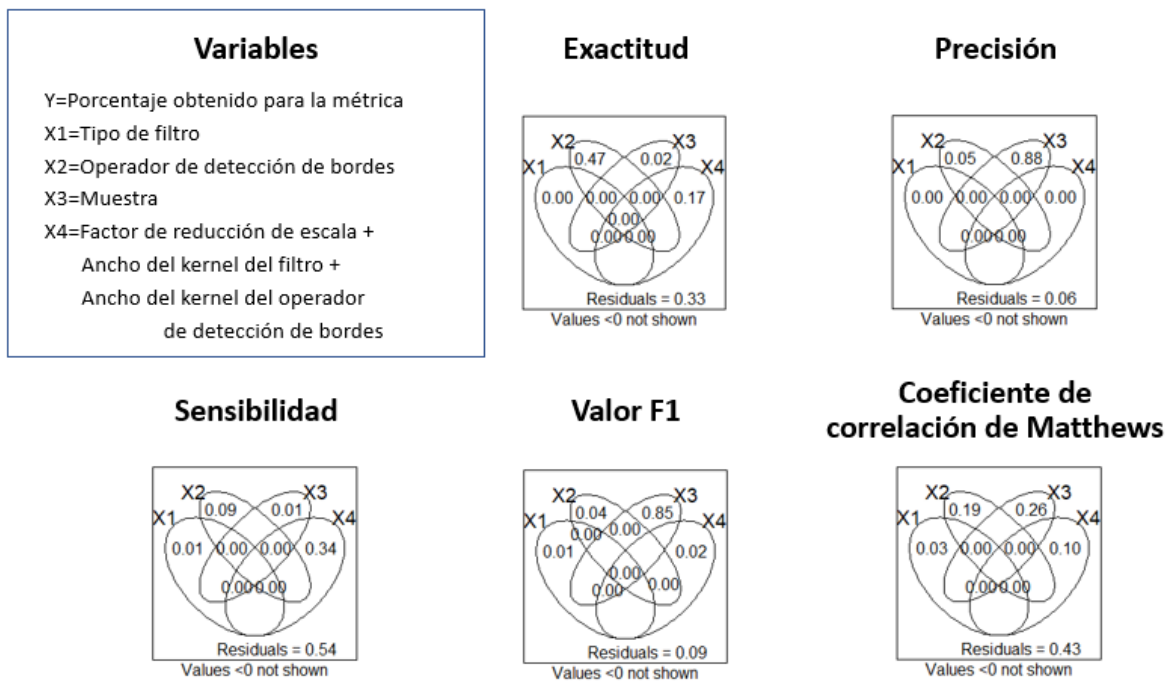
Luego de realizar todos los cálculos para cada imagen iterando los 3 parámetros se graficaron diagramas de cajas para la visualización de la varianza de los resultados según el filtro, el operador de detección de bordes y los parámetros. En la Figura 2-4 puede observarse la variación de todos los resultados a nivel de especie (promedio de todas las muestras) y a nivel de muestra. Se puede apreciar que los resultados presentan una gran variabilidad y dependen en gran medida de una o algunas de las variables que fueron iteradas.

Figura 2-4: Variación de los resultados a nivel de especie (arriba) y a nivel de muestra (abajo).



Por tal motivo, se evaluó estadísticamente la participación de cada una de las variables en la varianza de los resultados de las métricas calculadas. En la Figura 2-5 se presenta el porcentaje de participación (R^2 -ajustado) en la varianza de los resultados de cada métrica. La mayor variación de los resultados en términos generales se da por la variable muestra y esto se debe a la alta variabilidad de las características anatómicas entre muestras; el operador de detección de bordes y los parámetros también influyen en menor medida en la variabilidad de los resultados y el tipo de filtro no es influyente en los valores de cada una de las métricas.

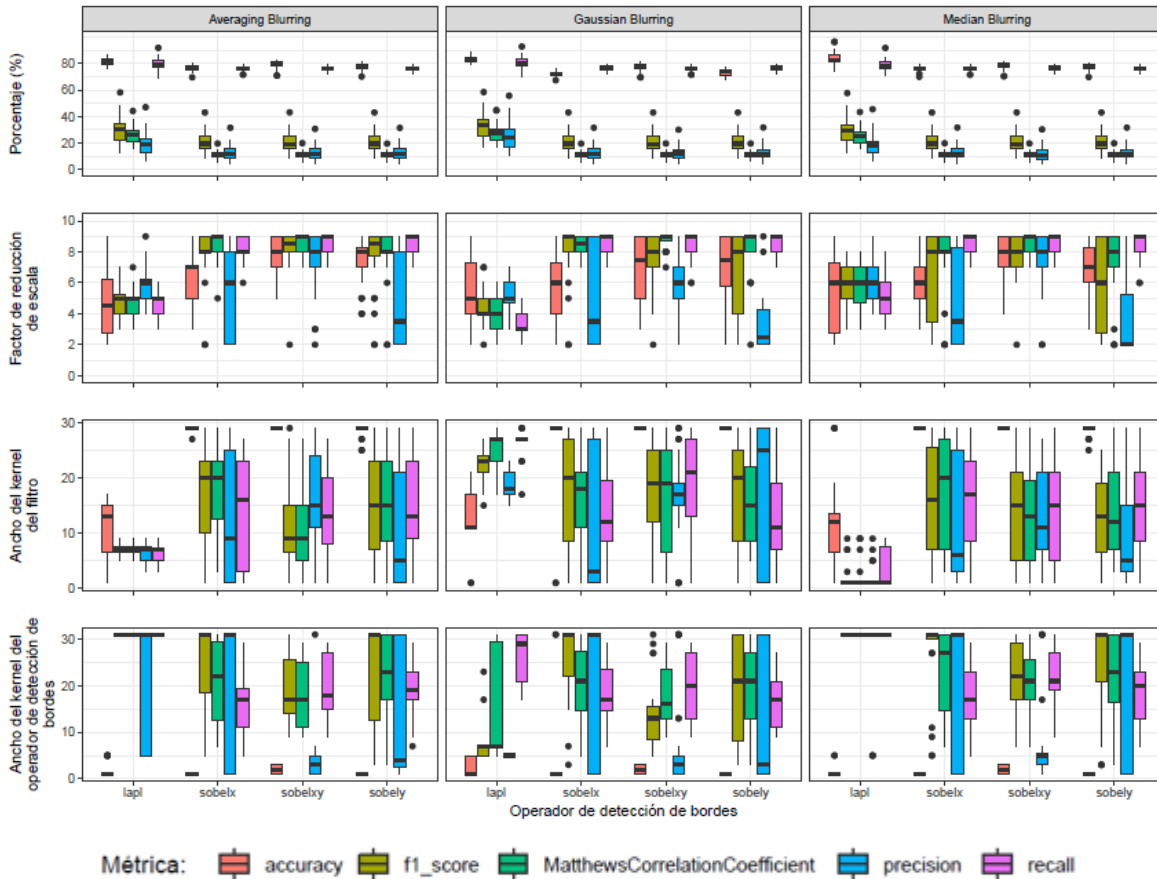
Figura 2-5: Participación de las variables en la varianza de los resultados obtenidos en cada una de las métricas.



Adicionalmente se filtraron los mejores resultados por muestra para cada una de las métricas y se analizó la variabilidad de estos resultados y sus parámetros Figura 2-6. Los mayores valores por métrica no se dan para unos valores en particular, es decir los parámetros óptimos para cada una de las métricas cambian según la muestra. Adicionalmente, se puede decir con certeza que ninguno de los resultados obtenidos tiene valores altos para cada una de las métricas, ya que a lo sumo los valores altos de cada métrica serán los de una misma parametrización (y siguen siendo bajos). Aunque,

realmente en términos generales cuando aumenta unas de las métricas se disminuyen otras y esto puede corroborarse con mayor detalle en el Anexo A

Figura 2-6: Participación de las variables en la varianza de los resultados obtenidos en cada una de las métricas.



2.5 Discusión

Para detectar automáticamente los anillos de una especie se necesita revisar cuales son los parámetros y el método de detección que mejor segmente los anillos de crecimiento de dicha especie. Esto se hace sin tener un *ground truth* con el cual validar y la validación se hace de forma visual. Encontrar, como en este caso, tanta variabilidad en los resultados y un efecto tan alto de variables como el operador de detección de bordes y los parámetros

utilizados y tanta heterogeneidad entre las muestras de diferentes árboles, dificulta el proceso de automatización.

Para la dendrocronología tropical deben pensarse otras alternativas adicionales a las técnicas convencionales de visión por computador para la detección de bordes.

Se sugiere que en trabajos futuros se incluyan análisis para cada uno de los canales en cada uno de los espacios de color, con el fin de corroborar que los espacios de color adicionales no mejoran la detección de anillos de crecimiento en *Goupia glabra*. Adicionalmente, evaluar que tan útiles son las técnicas de filtrado y de detección de bordes en imágenes obtenidas en longitudes de ondas más cortas a la luz.

2.6 Conclusiones

No se puede establecer un parámetro ni un método para la detección de los bordes de los anillos de crecimiento solamente con las técnicas convencionales de la visión artificial. Los resultados varían para cada muestra, con cada parámetro y cada método.

En términos generales el tipo de filtro que se aplica en el preprocesado no influye fuertemente en los resultados de la clasificación de los bordes de los anillos.

Las técnicas convencionales de visión por computador presentan inconvenientes para la detección de anillos de crecimiento en especies del trópico y debido al ruido que genera su anatomía compleja los métodos tienden a sobrestimar los bordes de los anillos de crecimiento.

Se sugiere el entrenamiento de una red neuronal convolucional profunda que permita detectar los bordes de los anillos de crecimiento de *Goupia glabra* para que con los pesos de la red entrenados se pueda segmentar cualquier muestra de la especie sin necesidad de revisar que parámetros y métodos entregan los mejores resultados visuales para una muestra.

3. Redes neuronales convolucionales profundas detectan anillos de crecimiento en la región más lluviosa de América en una especie tropical abundante

Alejandro Gómez Chica^{17,18,19,20}, Albeiro Espinosa Bedoya^{17,18,21}, Ignacio del Valle^{17,19,22}

3.1 Title

Deep convolutional neural networks detect growth rings in America`s rainiest region in an abundant tropical species

3.2 Resumen

La detección automática de anillos de crecimiento en la región del Chocó biogeográfico implica grandes desafíos debido a que es un clima húmedo en cualquier época del año. Adicionalmente, las especies del trópico presentan una anatomía más compleja que las especies de las zonas templadas. En este estudio se combinaron los dos factores, siendo el primer trabajo en la literatura para ambos temas por aparte. Para ello se utilizó una especie muy abundante del trópico llamada *Goupia glabra*, para la cual se delimitaron los anillos de crecimiento mediante una red neuronal convolucional profunda. Se obtuvieron

¹⁷ Universidad Nacional de Colombia, sede Medellín.

¹⁸ Grupo de Investigación y Desarrollo en Inteligencia Artificial GIDIA.

¹⁹ Laboratorio de Dendrocronología Tropical

²⁰ agomezch@unal.edu.co

²¹ aespinos@unal.edu.co

²² jidvalle@unal.edu.co

resultados de exactitud del 91% y valor F1 de 65% en las muestras de validación, sugiriendo que, aunque actualmente hay autores que niegan la presencia de anillos de crecimiento en el trópico, un algoritmo pudo aprender patrones de lo que es considerado un borde de anillo de crecimiento para dendrocronólogos tropicales.

Palabras clave: Dendrocronología, Visión por computador, *Goupia glabra*, Chocó biogeográfico, Aprendizaje profundo, Ecología, U-Net

3.3 Introducción

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 maderas con características anatómicas poco complejas como las coníferas. En las zonas tropicales no hay estaciones y la variación climática anual es menor. Estas regiones son el hábitat en gran medida de especies latifoliadas, cuyas maderas exhiben características anatómicas distintas a las coníferas. Las especies tropicales cuentan con anillos de crecimiento con un contraste menor en su interior (debido a que la variación climática es menor) (Subah *et al.*, 2017) y adicionalmente según Worbes (1985) presentan 4 tipos básicos de anillos de crecimiento, formados por diferentes vasos, fibras y parénquima, lo cual es un reflejo de la gran diversidad de especies del trópico (Worbes & Fichtler, 2010). Por esta razón, no debe ser suficiente un solo tipo de algoritmos para la delimitación de los anillos en las especies de dichas latitudes. La alta variación de los posibles límites de los anillos y la alta plasticidad dentro y entre los anillos complica su detección en las especies tropicales (Fichtler, 2017).

La delimitación automática de anillos en especies del trópico debe tener en cuenta otras características adicionales al método que tradicionalmente se ha empleado, que principalmente es llevado a cabo mediante la detección de cambios abruptos de coloración. Algunas técnicas complementarias se han empezado a incluir en recientes estudios, pero no específicamente en especies tropicales (*e.g.* Sundari & Kumar, 2014; Fabijańska *et al.*, 2017). Hasta ahora no se han utilizado técnicas de visión por computador para la delimitación de anillos de crecimiento en especies o un tipo de anillo particular del trópico. Para Fichtler (2017) actualmente no hay técnicas que reemplacen las habilidades de expertos en la delimitación de anillos de crecimiento de especies tropicales. En 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 técnicas complementarias como redes neuronales convolucionales profundas. Estas últimas fueron utilizadas exitosamente por Fabijańska *et al.* (2018) en especies con porosidad circular, quienes indicaron que el problema de la detección de anillos con porosidad difusa se ha podido solucionar mediante técnicas de detección de bordes. Sin embargo, como esto no ha sido verificado en especies tropicales, estos métodos serán evaluados para una especie tropical llamada *Goupia glabra*, la cual presenta porosidad circular y según Rivera (2013) los anillos de crecimiento son definidos por variaciones en la densidad. Esta especie se encuentra distribuida de forma abundante en el trópico americano y en la Amazonía es considerada una especie hiperdominante (Steege *et al.* 2013). Otro aspecto que le da importancia a este estudio es la procedencia de las muestras, una región donde hay alta pluviosidad en todas las épocas del año sin una condición climática contrastante (donde según la dendrocronología clásica no deberían presentarse anillos de crecimiento).

Teniendo en cuenta que luego del preprocesado y la aplicación de técnicas convencionales de visión por computador para la detección de bordes los resultados no son buenos y que estos varían considerablemente entre muestras y cambian de acuerdo a los parámetros utilizados para el filtrado y el procesamiento, se implementó una Red Neuronal Convolucional Profunda U-Net para la obtención de los filtros óptimos y la extracción de características más importantes para la delimitación de los anillos de crecimiento de *Goupia glabra*. Este tipo de arquitecturas han sido muy utilizadas para clasificación de imágenes, a tal punto que ya fue aplicada para la delimitación de anillos de crecimiento en especies latifoliadas de zonas templadas con porosidad circular, obteniendo muy buenos resultados (Fabijańska & Danek 2018). Estos mismos autores ya habían indicado en (Fabijańska *et al.* 2017) que detectar los anillos de crecimiento en coníferas o en especies con porosidad difusa se podía realizar a partir del preprocesado mediante filtros y posteriormente con técnicas de detección de bordes, sin embargo, sus estudios han sido desarrollados en especies de zonas templadas, donde los contrastes y homogeneidad de los anillos de crecimiento son mayores. A la fecha, el presente trabajo es el primero que realiza un estudio de delimitación de anillos de crecimiento específicamente en una especie tropical a partir de técnicas de visión por computador; además, es importante

resaltar que *Goupia glabra* es una especie que ha sido descrita con anillos indistintos (Pons & Helle 2011) y en otras publicaciones con anillos distintos (Lotfiomran & Köhl 2017) y que las muestras utilizadas para el estudio provienen de una zona con altas precipitaciones sin una temporada seca marcada durante el año, pero a las cuales se les observan muy bien la formación de anillos de crecimiento.

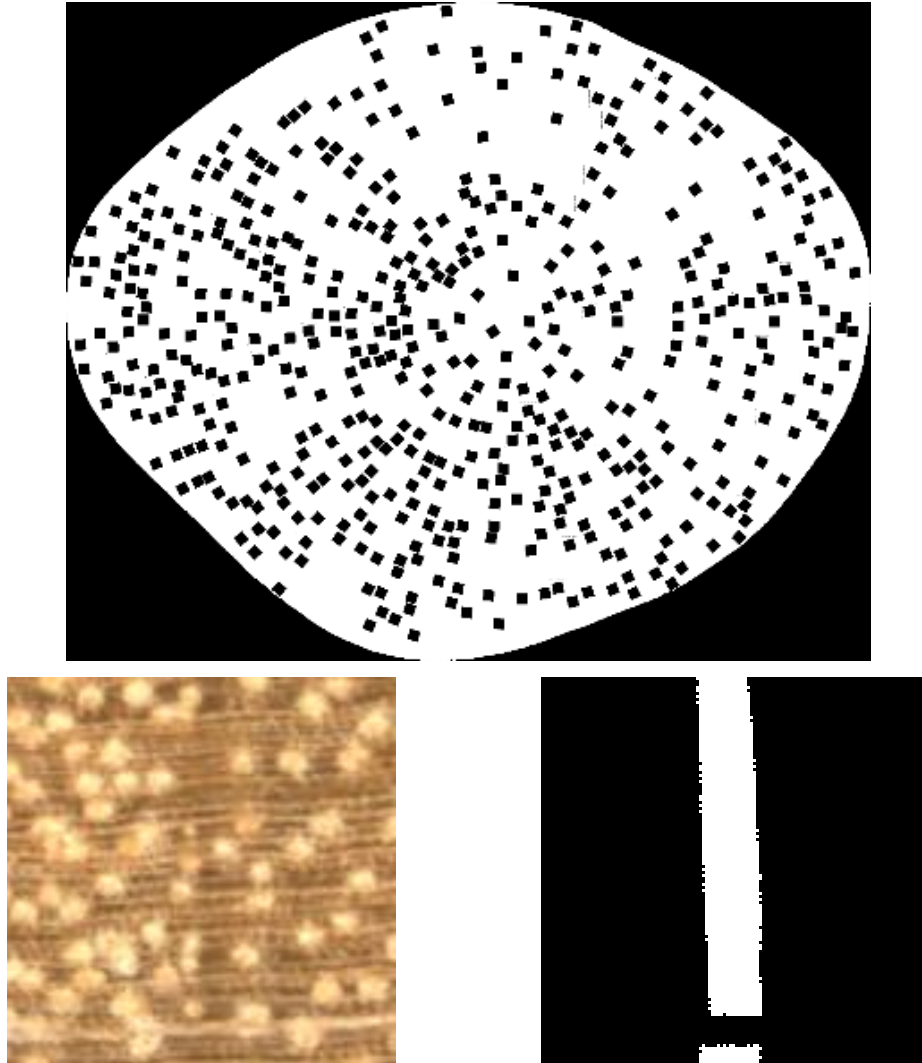
3.4 Métodos

El área de estudio y la anatomía de la madera para este capítulo es la misma que la que se presentó en el capítulo anterior.

3.4.1 Base de datos de imágenes

Las imágenes de las secciones transversales fueron tomadas con el escáner Epson Expression 10000XL a una resolución de 1200 dpi. Fueron utilizadas 26 secciones transversales de 21 árboles diferentes, para las cuales se generó un *ground truth* mediante una digitalización manual de los bordes de los anillos realizada por una persona experta en identificación de anillos en la especie. Se extrajeron fragmentos de las secciones transversales de 128x128 píxeles orientados respecto al centro (ver Figura 3-1) mediante un muestreo aleatorio ponderado por el área de cada sección (aproximadamente 15% de cada una de las 26 secciones transversales pertenecientes a 21 árboles distintos) para un total de 14472 fragmentos. Las condiciones para que el fragmento fuera extraído fueron que tuviera por lo menos un anillo de crecimiento y que los anillos de crecimiento no fueran cortados longitudinalmente por el recuadro, aunque si se cortaran transversalmente.

Figura 3-1: Extracción de fragmentos de una sección transversal: Arriba se presenta un esquema de los fragmentos extraídos de una muestra, abajo a la izquierda un fragmento y abajo a la derecha el *ground truth* del fragmento.

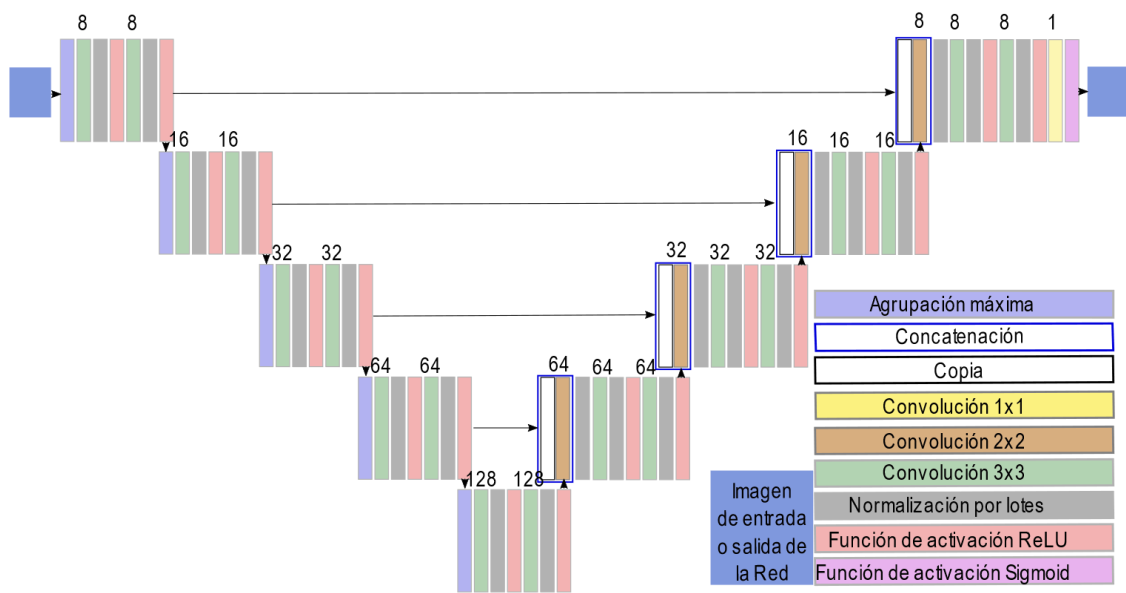


3.4.2 Segmentación

Se utilizó una red neuronal convolucional profunda (CNN) U-Net (Ronneberger *et al.* 2015). Esta red fue propuesta para la segmentación de imágenes biomédicas y ha sido ampliamente utilizada en su forma original como con modificaciones de su arquitectura;

para este trabajo se utilizó esta red a una escala 8 veces menor en número de filtros para cada nivel, debido a los requerimientos computacionales que implica su ejecución. La red fue implementada en *Google Colaboratory* en una GPU Tesla K80 con aproximadamente 11,3 GB de RAM disponible. La arquitectura de la red puede observarse en la Figura 3-2.

Figura 3-2: Arquitectura de la Red Neuronal Convolutiva Profunda utilizada en este estudio. El número de filtros utilizados en cada convolución se ubicó en la parte superior su respectivo rectángulo



Para el entrenamiento de la red se utilizaron 81.63 % de las 14472 imágenes y 18.37 % para validación, garantizando que todas las muestras de cada árbol estuvieran o en el set de datos de entrenamiento o en el de prueba. Se utilizaron técnicas de aumento de datos para evitar el sobreajuste del modelo, variando el valor de hue de cada imagen de entrenamiento por un factor aleatorio y girándola horizontalmente con el fin de que el modelo ajustado no tuviera problemas en detectar los anillos, aunque el centro anatómico de la sección transversal de madera esté virtualmente a cualquier lado de la muestra. Para evitar el sobreajuste en un número de épocas pequeño se utilizó la normalización por lotes luego de cada convolución 2x2 y 3x3; el tamaño del lote utilizado fue 400.

Para la calibración de los pesos de la red se minimizó el valor de pérdida mediante la entropía cruzada binaria, la cual está dada por la Ecuación (3.1) utilizando el método de optimización de Adam con una tasa de aprendizaje de 0.1.

$$H(p, q) = - \sum_x p(x) * \log(q(x)) \quad (3.1)$$

También se calcularon otras métricas adicionales para evaluar el desempeño del modelo como la exactitud, la precisión, la sensibilidad, el valor F1 y el coeficiente de correlación de Matthews (explicadas en el segundo capítulo del documento).

Al realizar la predicción con la red neuronal sobre imágenes del conjunto de validación, se obtienen mapas de probabilidad de ubicación de bordes de anillos. Como estos valores están entre 0 y 1 se umbralizó en 0.5 para obtener la clasificación binaria.

3.5 Resultados

En la Tabla 3-1 se presentan las métricas del mejor modelo. Se puede observar que el modelo entrega mucho mejor resultado que los obtenidos mediante las técnicas convencionales de visión por computador.

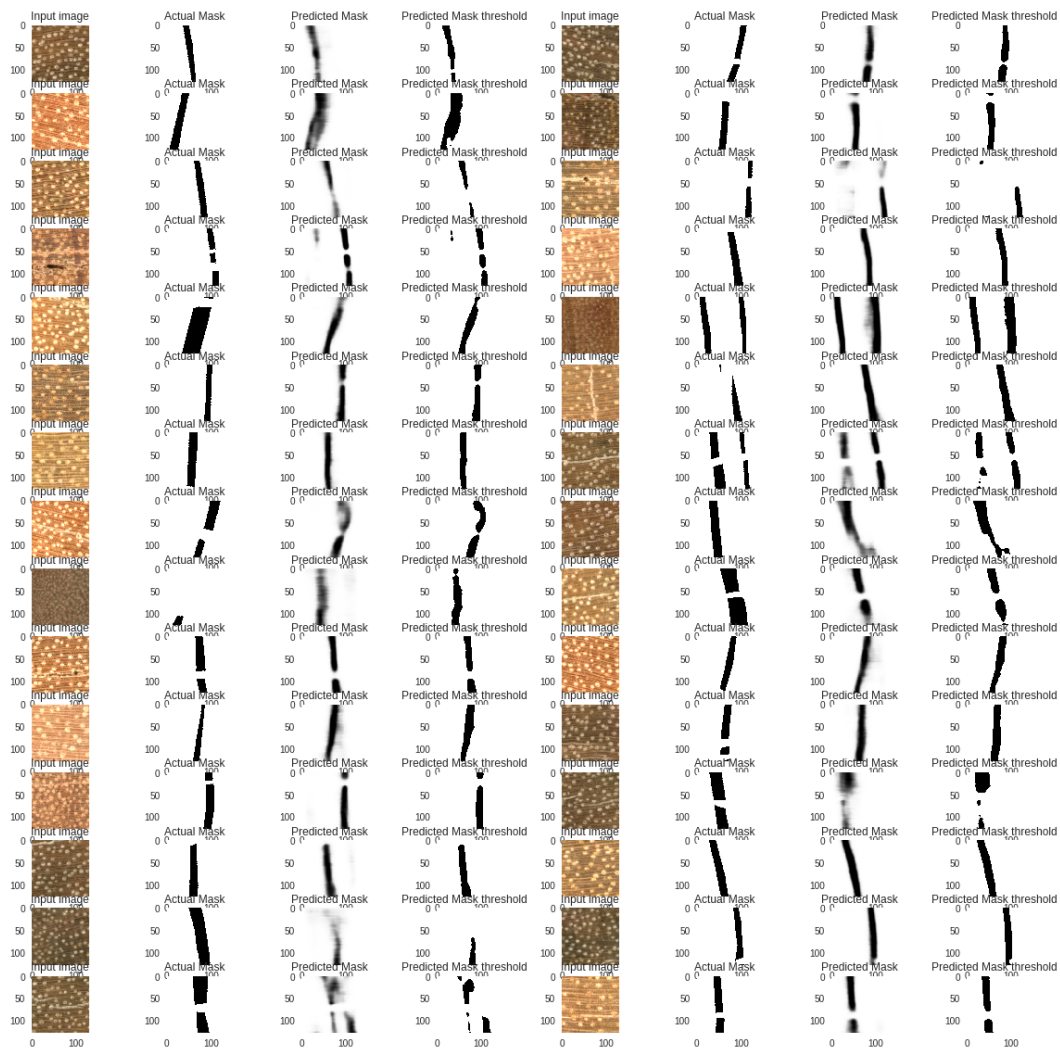
Tabla 3-1: Métricas de la red neuronal convolucional profunda entrenada

Pérdida:	Exactitud:	Precisión:	Sensibilidad:	Valor F1:	Coeficiente de correlación de Matthews:
80.1641	91.27	71.58	55.73	62.61	58.37
Perdida Validación:	Exactitud Validación:	Precisión Validación:	Sensibilidad Validación:	Valor F1 Validación:	Coeficiente de correlación de Matthews Validación:

100.5246	90.60	70.37	60.08	64.81	59.68
----------	-------	-------	-------	-------	-------

En la Figura 3-3 se presenta la predicción de anillos de crecimiento al tomar varias muestras aleatorias de árboles que no fueron utilizadas para el entrenamiento.

Figura 3-3: Fragmentos de 128x128 píxeles extraídos de la sección transversal de *Goupia glabra* (en color). A su derecha se encuentra en orden: 1) *Ground truth*, Mapas de probabilidad predichos y predicción luego de umbralizar la salida de la red.



3.6 Discusión

Las métricas del modelo permiten comparar los resultados obtenidos en el anterior capítulo mediante técnicas convencionales de visión por computador con los obtenidos a partir de la red neuronal, mejorando por mucho la mayoría de las métricas utilizando técnicas convencionales de visión por computador. Se convierte en el primer trabajo en la literatura que los autores tengan conocimiento en detectar anillos de crecimiento en una especie del trópico y más aún en una zona con tanta precipitación y sin una temporada seca marcada.

La mayor dificultad que el modelo tiene en la detección de los bordes de los anillos es en los límites de las 2 clases. Como para la marcación de los anillos de crecimiento no es tan necesaria la precisión a nivel de píxel, pero si a nivel de anillo de crecimiento, se recomienda evaluar el desempeño del modelo a nivel de anillo y no necesariamente de a nivel de píxel.

Una de las grandes dificultades en la dendrocronología en el trópico es la presencia de especies con anatomía compleja, por lo cual en muchos casos se dificulta trabajar con muestras a partir de barreno. Por la forma en que fueron seleccionadas las muestras para la red neuronal (aproximadamente 3x3 mm), el modelo entrenado tiene la capacidad de delimitar anillos de crecimiento en muestras extraídas con barreno (aproximadamente 5 mm de ancho), las cuales para el ojo humano no son fáciles de diferenciar, aunque en la sección transversal si fuesen diferenciables.

3.7 Conclusiones

Aunque la red neuronal convolucional profunda aplicada en este trabajo no tiene un desempeño perfecto, se obtuvieron los primeros resultados satisfactorios en la literatura para la delimitación de anillos de crecimiento en una especie del trópico, destacando también que las muestras fueron extraídas en la región más lluviosa de América (climas todavía no explorados por la dendrocronología) y que la anatomía de la especie particularmente dificulta la detección de los anillos de crecimiento.

Por la forma en que está diseñada la red (las unidades de entrenamiento son de aproximadamente 3 mm) podría ser una herramienta en la cual se podrían utilizar núcleos extraídos con barreno (la cual es una técnica no destructiva y más fácil de implementar),

en los cuales con la detección visual realizada por una persona entrenada es difícil de detectar los anillos de crecimiento (sobre todo en especies como *Goupia glabra*).

La abundancia de la especie en el trópico hace que los resultados tengan mayor importancia. Una de las características más destacables de los trópicos es su gran diversidad, pero al mismo tiempo esto hace que sea muy difícil obtener una buena representatividad de muestreo para estudios dendrocronológicos con una especie, dado que la mayoría de las especies tiene poblaciones pequeñas. Sin embargo, *Goupia glabra* es una especie que se ha reportado como hiperdominante en el Amazonas (Steege *et al.* 2013) y particularmente para este trabajo se ha evidenciado que es una de las especies dominantes en el área de estudio.

Sería muy importante la creación de una base de datos global, en la que se incluyan imágenes en alta resolución de maderas de especies tropicales, con su respectivo *ground truth* y modelos de inteligencia artificial aplicados, para que cualquier investigador pueda utilizarla en un futuro, así como sucede con los herbarios, series de anillos de crecimiento, bases de datos de densidad de la madera, etc. Inclusive, se pudieran generar competencias de detección como las que se realizan actualmente en la web.

La evidencia de que un algoritmo es capaz de reconocer patrones y diferenciarlos como el límite de un anillo de crecimiento, marca un precedente en la discusión de la existencia de anillos de crecimiento en el trópico, ya que lo que para algunos autores depende de la subjetividad logra ser reconocido y aprendido por un modelo.

Los resultados de este trabajo abren nuevas posibilidades sobre el estudio de los bosques tropicales. La dendrocronología permite viajar al pasado y conocer la dinámica espacio temporal de los bosques y son este tipo de herramientas las que la posibilitan para que este objetivo se logre de una forma más eficiente. Actualmente existen dispositivos que son capaces de ver la densidad de la madera a través de rayos X y drones equipados con cámaras multiespectrales o hiperespectrales y no es descabellado pensar que en un futuro se puedan obtener imágenes 3D con la resolución y capacidad para mapear el bosque y el interior de cada árbol. Uno de los aspectos que debería tener en cuenta este tipo de tecnologías sería el ruido que generaría el hecho de obtener información no de madera seca sino húmeda, pero si se lograran sortear este tipo de dificultades se pudiera estudiar de una forma más acertada la dinámica de los bosques y su sensibilidad a las

perturbaciones y al cambio climático, lo cual sería de gran utilidad para la sostenibilidad de los bosques tropicales.

Según Carlquist (2013) hay 25 tipos de anillos de crecimiento. Sería interesante que se desarrollaran técnicas para cada tipo o por agrupaciones filogenéticas. Adicionalmente hay características que se presentan muy comúnmente en el trópico como anillos en cuña y anillos falsos, las cuales deberán ser abordadas de forma más específica en futuros estudios para la aplicación práctica de estos métodos en la dendrocronología. Valdría la pena que en trabajos posteriores se pueda hacer un *software* libre que incluya no solo la detección de anillos en especies del trópico, sino también módulos adicionales para cofechado de las series de anillos dentro y entre árboles con series climáticas; tal se identifiquen con mayor certeza los anillos en cuña y los anillos falsos al complementar la visión por computador con la estadística y la ecología.

4. Conclusiones y recomendaciones

4.1 Conclusiones

Se puede concluir que de los equipos utilizados el que mejores características presenta para la adquisición es el escáner. El escáner tiene ventajas sobre los otros equipos principalmente en que toma imágenes con mayor resolución, homogeniza las condiciones de captura dentro y entre las muestras, genera poca deformación en las medidas de los anillos en la imagen respecto a las medidas reales y que no se tienen que controlar manualmente otras condiciones como intensidad de la iluminación, el enfoque y distancias de la cámara y de la fuente de iluminación. No hay ningún canal proveniente de transformaciones del RGB en los espacios de color que diferencie claramente los bordes de los anillos de crecimiento con el interior del anillo para la especie, sin embargo, se sugiere que en trabajos futuros se analicen otras longitudes de onda no hacia el espectro del infrarrojo (onda larga) sino más bien hacia longitudes de onda más largas, dado que con rayos X y ultravioleta se han documentado buenos resultados (Ramírez *et al.* 2010, Ben *et al.* 2017).

Las técnicas convencionales de visión por computador presentan inconvenientes para la detección de anillos de crecimiento en especies del trópico y debido al ruido que genera su anatomía compleja los métodos tienden a sobrestimar los bordes de los anillos de crecimiento. En términos generales el tipo de filtro que se aplica en el preprocesado no influye fuertemente en los resultados de la clasificación de los bordes de los anillos mediante técnicas convencionales de visión por computador.

Se obtuvieron los primeros resultados satisfactorios en la literatura para la delimitación de anillos de crecimiento en una especie del trópico, destacando también que las muestras fueron extraídas en la región más lluviosa de América (climas todavía no explorados por la dendrocronología) y que la anatomía de la especie particularmente dificulta la detección

de los anillos de crecimiento. Los resultados obtenidos marcan un precedente en la dendrocronología tropical y abre las puertas a futuros estudios.

4.2 Recomendaciones

Sería interesante que se desarrollaran técnicas para cada tipo o por agrupaciones filogenéticas. Adicionalmente hay características que se presentan muy comúnmente en el trópico como anillos en cuña y anillos falsos, las cuales deberán ser abordadas de forma más específica en futuros estudios para la aplicación práctica de estos métodos en la dendrocronología. Valdría la pena que en trabajos posteriores se pueda hacer un *software* libre que incluya no solo la detección de anillos en especies del trópico, sino también módulos adicionales para cofechado de las series de anillos dentro y entre árboles con series climáticas; tal se identifiquen con mayor certeza los anillos en cuña y los anillos falsos al complementar la visión por computador con la estadística y la ecología.

A. Anexo: Valores más altos por métrica y muestra.

Los valores en verde son los valores obtenidos de las otras métricas para una misma parametrización (en una misma iteración).

Anexo A Valores más altos por métrica y muestra

Muestra	Métrica	Valor máximo	Demás métricas				Promedio de las métricas
			Precision	Recall	F1_score	Matthews Correlation Coefficient	
10	accuracy	0.81	0.33	0.44	0.38	0.27	0.45
105	accuracy	0.81	0.21	0.29	0.24	0.14	0.34
111	accuracy	0.79	0.56	0.47	0.51	0.38	0.54
124	accuracy	0.88	0.00	0.00	NA	0.00	0.22
129	accuracy	0.81	0.46	0.50	0.48	0.36	0.52
131	accuracy	0.87	0.00	0.00	NA	-0.01	0.22
158	accuracy	0.84	0.16	0.33	0.22	0.15	0.34
159b	accuracy	0.82	0.11	0.09	0.10	0.00	0.22
170	accuracy	0.84	0.19	0.35	0.25	0.17	0.36
175	accuracy	0.86	0.07	0.14	0.09	0.03	0.24
176	accuracy	0.82	0.15	0.29	0.20	0.12	0.31
196	accuracy	0.97	0.00	0.00	NA	0.00	0.24
29	accuracy	0.89	0.37	0.68	0.48	0.45	0.57

33_130	accuracy	0.85	0.11	0.30	0.16	0.11	0.30
33_174	accuracy	0.84	0.19	0.41	0.26	0.20	0.38
33_248	accuracy	0.81	0.16	0.18	0.17	0.06	0.28
33_424	accuracy	0.91	0.00	0.00	NA	0.00	0.23
33_663	accuracy	0.84	0.22	0.41	0.29	0.22	0.40
33_861	accuracy	0.90	0.00	0.00	NA	0.00	0.23
34	accuracy	0.84	0.33	0.59	0.42	0.36	0.51
64	accuracy	0.85	0.14	0.33	0.20	0.14	0.33
66	accuracy	0.96	0.00	0.00	NA	0.00	0.24
69	accuracy	0.87	0.05	0.10	0.06	0.00	0.22
10	accuracy	0.84	0.29	0.50	0.37	0.30	0.46
			Demás métricas				
Muestra	Métrica	Valor máximo	Accuracy	Recall	F1_score	Matthews Correlation Coefficient	Promedio de las métricas
10	precision	0.33	0.81	0.44	0.38	0.27	0.45
105	precision	0.26	0.80	0.49	0.33	0.25	0.42
111	precision	0.56	0.79	0.47	0.51	0.38	0.54
124	precision	0.30	0.81	0.40	0.34	0.24	0.42
129	precision	0.46	0.81	0.50	0.48	0.36	0.52
131	precision	0.36	0.82	0.45	0.40	0.30	0.47
158	precision	0.18	0.81	0.48	0.26	0.21	0.39
159b	precision	0.27	0.81	0.47	0.34	0.25	0.43
170	precision	0.22	0.82	0.51	0.31	0.25	0.42
175	precision	0.15	0.83	0.55	0.24	0.22	0.40
176	precision	0.17	0.81	0.43	0.25	0.18	0.37

196	precision	0.10	0.83	0.52	0.17	0.17	0.36
29	precision	0.37	0.89	0.68	0.48	0.45	0.57
33_130	precision	0.12	0.81	0.46	0.19	0.16	0.35
33_174	precision	0.23	0.83	0.61	0.33	0.30	0.46
33_248	precision	0.24	0.79	0.39	0.30	0.19	0.38
33_424	precision	0.26	0.83	0.49	0.34	0.27	0.44
33_663	precision	0.24	0.84	0.50	0.32	0.27	0.43
33_861	precision	0.25	0.82	0.47	0.33	0.25	0.42
34	precision	0.33	0.84	0.59	0.42	0.36	0.51
64	precision	0.17	0.83	0.51	0.25	0.22	0.40
66	precision	0.11	0.85	0.44	0.18	0.16	0.35
69	precision	0.12	0.84	0.43	0.19	0.16	0.35
10	precision	0.29	0.84	0.50	0.37	0.30	0.46
			Demás métricas				
Muestra	Métrica	Valor máximo	Accuracy	Precision	F1_score	Matthews Correlation Coefficient	Promedio de las métricas
10	recall	0.80	0.67	0.25	0.38	0.30	0.48
105	recall	0.79	0.65	0.20	0.32	0.26	0.44
111	recall	0.80	0.74	0.46	0.58	0.45	0.61
124	recall	0.78	0.48	0.16	0.27	0.15	0.37
129	recall	0.80	0.70	0.35	0.49	0.38	0.54
131	recall	0.81	0.69	0.27	0.40	0.33	0.50
158	recall	0.79	0.65	0.14	0.24	0.22	0.41
159b	recall	0.79	0.49	0.15	0.25	0.15	0.36
170	recall	0.81	0.67	0.16	0.27	0.26	0.44
175	recall	0.85	0.64	0.11	0.19	0.21	0.40

176	recall	0.77	0.63	0.14	0.23	0.21	0.40
196	recall	0.84	0.62	0.07	0.13	0.17	0.36
29	recall	0.93	0.73	0.21	0.34	0.36	0.51
33_130	recall	0.76	0.63	0.09	0.17	0.17	0.37
33_174	recall	0.88	0.66	0.15	0.26	0.27	0.45
33_248	recall	0.78	0.47	0.15	0.25	0.13	0.35
33_424	recall	0.81	0.67	0.19	0.31	0.28	0.45
33_663	recall	0.85	0.67	0.17	0.29	0.28	0.45
33_861	recall	0.81	0.67	0.20	0.32	0.28	0.46
34	recall	0.85	0.68	0.22	0.35	0.32	0.48
64	recall	0.82	0.65	0.12	0.21	0.22	0.41
66	recall	0.79	0.45	0.05	0.10	0.09	0.29
69	recall	0.81	0.61	0.09	0.16	0.17	0.37
10	recall	0.84	0.67	0.20	0.33	0.30	0.47
			Demás métricas				
Muestra	Métrica	Valor máximo	Accuracy	Precision	Recall	Matthews Correlation Coefficient	Promedio de las métricas
10	f1_score	0.40	0.76	0.29	0.61	0.30	0.47
105	f1_score	0.34	0.76	0.23	0.60	0.26	0.44
111	f1_score	0.58	0.74	0.46	0.80	0.45	0.61
124	f1_score	0.37	0.76	0.27	0.58	0.27	0.45
129	f1_score	0.50	0.78	0.41	0.64	0.38	0.54
131	f1_score	0.43	0.78	0.32	0.63	0.33	0.50
158	f1_score	0.26	0.81	0.18	0.48	0.21	0.39
159b	f1_score	0.36	0.78	0.26	0.57	0.27	0.45

170	f1_score	0.31	0.82	0.22	0.51	0.25	0.42
175	f1_score	0.24	0.83	0.15	0.55	0.22	0.40
176	f1_score	0.25	0.76	0.16	0.56	0.20	0.39
196	f1_score	0.17	0.83	0.10	0.52	0.17	0.36
29	f1_score	0.48	0.89	0.37	0.68	0.45	0.57
33_130	f1_score	0.19	0.81	0.12	0.46	0.16	0.35
33_174	f1_score	0.33	0.83	0.23	0.61	0.30	0.46
33_248	f1_score	0.32	0.65	0.20	0.71	0.23	0.42
33_424	f1_score	0.35	0.79	0.24	0.62	0.29	0.46
33_663	f1_score	0.32	0.80	0.22	0.61	0.28	0.45
33_861	f1_score	0.34	0.77	0.24	0.60	0.27	0.44
34	f1_score	0.42	0.84	0.33	0.59	0.36	0.51
64	f1_score	0.25	0.83	0.17	0.51	0.22	0.40
66	f1_score	0.18	0.84	0.11	0.45	0.17	0.35
69	f1_score	0.19	0.84	0.12	0.43	0.16	0.35
10	f1_score	0.37	0.80	0.26	0.63	0.31	0.47
			Demás métricas				
Muestra	Métrica	Valor máximo	Accuracy	Precision	Recall	F1_score	Promedio de las métricas
10	MatthewsCorrelationCoefficient	0.30	0.67	0.25	0.80	0.38	0.48
105	MatthewsCorrelationCoefficient	0.26	0.65	0.20	0.79	0.32	0.44
111	MatthewsCorrelat	0.45	0.74	0.46	0.80	0.58	0.61

124	ionCoefficient MatthewsCorrelationCoefficient	0.28	0.67	0.24	0.75	0.36	0.46
129	MatthewsCorrelationCoefficient	0.38	0.78	0.41	0.64	0.50	0.54
131	MatthewsCorrelationCoefficient	0.33	0.78	0.32	0.63	0.43	0.50
158	MatthewsCorrelationCoefficient	0.22	0.75	0.16	0.63	0.26	0.41
159b	MatthewsCorrelationCoefficient	0.28	0.68	0.22	0.77	0.34	0.46
170	MatthewsCorrelationCoefficient	0.26	0.78	0.20	0.63	0.30	0.44
175	MatthewsCorrelationCoefficient	0.23	0.78	0.14	0.67	0.23	0.41
176	MatthewsCorrelationCoefficient	0.21	0.63	0.14	0.77	0.23	0.40
196	MatthewsCorrelat	0.18	0.75	0.09	0.66	0.16	0.37

29	ionCoeffi cient Matthew sCorrelat ionCoeffi cient	0.45	0.89	0.37	0.68	0.48	0.57
33_130	ionCoeffi cient Matthew sCorrelat ionCoeffi cient	0.17	0.63	0.09	0.76	0.17	0.37
33_174	ionCoeffi cient Matthew sCorrelat ionCoeffi cient	0.30	0.78	0.20	0.73	0.31	0.47
33_248	ionCoeffi cient Matthew sCorrelat ionCoeffi cient	0.23	0.65	0.20	0.71	0.32	0.42
33_424	ionCoeffi cient Matthew sCorrelat ionCoeffi cient	0.29	0.79	0.24	0.62	0.35	0.46
33_663	ionCoeffi cient Matthew sCorrelat ionCoeffi cient	0.28	0.78	0.21	0.66	0.32	0.45
33_861	ionCoeffi cient Matthew sCorrelat ionCoeffi cient	0.28	0.67	0.20	0.81	0.32	0.46
34	ionCoeffi cient Matthew sCorrelat ionCoeffi cient	0.36	0.81	0.30	0.67	0.42	0.51
64	Matthew sCorrelat	0.23	0.76	0.15	0.66	0.24	0.41

66	ionCoefficient MatthewsCorrelationCoefficient	0.18	0.66	0.08	0.78	0.15	0.37
69	MatthewsCorrelationCoefficient	0.18	0.74	0.10	0.63	0.18	0.37
10	MatthewsCorrelationCoefficient	0.31	0.79	0.26	0.65	0.37	0.48
						Valor Máximo:	0.61

Ben, T., Hart, P. J., Helle, G. (2017): Towards establishing a new environmental archive – Annual growth periodicity, stable carbon isotope variability and reconstruction potential of 'Akoko (*Euphorbia olowaluana*), a native Hawaiian tree with C4 photosynthetic pathway. - *Erdkunde*, 71, 1, pp. 77–92.

Carlquist, S. (2013). *Comparative wood anatomy: systematic, ecological, and evolutionary aspects of dicotyledon wood*. Springer Science & Business Media.

Fabijańska A., Danek M., Barniak J., Piórkowski A. (2017) A Comparative Study of Image Enhancement Methods in Tree-Ring Analysis. In: Choraś R. (eds) *Image Processing and Communications Challenges 8. IP&C 2016. Advances in Intelligent Systems and Computing*, vol 525. Springer, Cham

Fabijańska, A., Danek, M., Barniak, J., & Piórkowski, A. (2017). Towards automatic tree rings detection in images of scanned wood samples. *Computers and Electronics in Agriculture*, 140, 279-289.

Fabijańska, A., & Danek, M. (2018). DeepDendro—A tree rings detector based on a deep convolutional neural network. *Computers and electronics in agriculture*, 150, 353-363.

Fichtler, E. (2017): Dendroclimatology using tropical broad-leaved tree species – a review. *En Erdkunde* 71 (1). 5–22. <https://doi.org/10.3112/erdkunde.2017.01.01>

Holdridge, L. R. (1978). *Ecología basada en zonas de vida*. Instituto Interamericano de Cooperación para la Agricultura (IICA), San José, Costa Rica; 216 p.

IDEAM (2005). Aspectos nacionales. En *Atlas climatológico de Colombia*. Bogotá, D. C.

Köhl, M., Neupane, P. R., & Lotfiomran, N. (2017). The impact of tree age on biomass growth and carbon accumulation capacity: A retrospective analysis using tree ring data of three tropical tree species grown in natural forests of Suriname. *PloS one*, 12(8), e0181187.

Lara, W., Bravo, F., & Sierra, C. A. (2015). MeasuRing: An R package to measure tree-ring widths from scanned images. *Dendrochronologia*, 34, 43–50. <https://doi.org/10.1016/j.dendro.2015.04.002>

Lotfiomran, N., & Köhl, M. (2017). Retrospective analysis of growth A contribution to sustainable forest management in the tropics. *IAWA Journal*, 38(3), 297-S21.

McCarroll, D., Pettigrew, E., Luckman, A., Guibal, F., & Edouard, J. L. (2002). Blue reflectance provides a surrogate for latewood density of high-latitude pine tree rings. *Arctic, Antarctic, and Alpine Research*, 34(4), 450-453.

Mesa O, Poveda G, & Carvajal L (1997) *Introducción al clima de Colombia*. Universidad Nacional de Colombia Sede Medellín, Facultad de Ciencias, Medellín

Pons, T. L., & Helle, G. (2011). Identification of anatomically non-distinct annual rings in tropical trees using stable isotopes. *Trees - Structure and Function*, 25(1), 83–93. <https://doi.org/10.1007/s00468-010-0527-5>

- Ramírez Correa, J. A., Molina Grajales, E. C., & Bernal Escobar, M. (2010). Anillos anuales y clima en *Rhizophora mangle* L. de la Bahía de Cispatá, Colombia. *Revista Facultad Nacional de Agronomía-Medellín*, 63(2).
- Rivera, C. (2013). Potencial dendrocronológico de árboles de la Amazonia colombiana (Tesis doctoral, Universidad Nacional de Colombia).
- Rodríguez J., Ortiz, P. A., Willian, J., Bedoya, B., & Martínez, A. R. (2011). Evaluación de un filtro de difusión anisotrópica aplicado al realce de defectos superficiales de bajo iluminación no homogénea. *Avances En Sistemas E Informática*, 8(3). <http://www.revista.unal.edu.co/index.php/avances/article/view/20492>
- Ronneberger, O., Fischer, P., & Brox, T. (2015, October). U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. In *International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention* (pp. 234-241). Springer, Cham.
- Speer, J. H. (2010). *Fundamentals of tree-ring research*. University of Arizona Press.
- Subah, S., Derminder, S., & Sanjeev, C. (2017). An interactive computer vision system for tree ring analysis. *Current Science* (00113891), 112(6).
- Sundari, P., & Kumar, S. (2014). An Approach for Dendroclimatology Using Image Processing Techniques. *Computing and Communication Technologies (WCCCT), 2014 World Congress on Computing and Communication Technologies*. 234-236. IEEE. <https://doi.org/10.1109/WCCCT.2014.30>
- Ter Steege, H., Pitman, N. C., Sabatier, D., Baraloto, C., Salomão, R. P., Guevara, J. E., ... & Monteagudo, A. (2013). Hyperdominance in the Amazonian tree flora. *Science*, 342(6156), 1243092.
- Worbes, M (1985). Structural and other adaptations to longterm flooding by trees in Central Amazonia. *Amazoniana* 9:459–484
- Worbes, M. and Fichtler, E. (2010). Wood anatomy and tree-ring structure and their importance for tropical dendrochronology. En: Junk, W. J.; Piedade, M. T. F.; Wittmann, F.; Schöngart, J. and Parolin, P. (eds.) *Amazonian floodplain forests: ecophysiology, biodiversity and sustainable management*. Dordrecht., 329–346. https://doi.org/10.1007/978-90-481-8725-6_17
- Zou, Q., Ni, L., Wang, Q., Hu, Z., Li, Q., & Wang, S. (2017). Local Pattern Collocations Using Regional Co-occurrence Factorization. *IEEE Transactions on Multimedia*, 19(3), 492–505. <https://doi.org/10.1109/TMM.2016.2619912>