



Procesamiento de Imágenes Arbóreas de la Selva Atlántica para Modelos de Aprendizaje Automático

Christian Bernhardt ^a, Javier E. Kolodziej ^b, Mario R. Rosenberger ^a, Eduardo Zamudio ^c

^a *Universidad Nacional de Misiones (UNaM)-CONICET, FCEQyN, IMAM, Posadas, Misiones, Argentina.*

^b *Universidad Nacional de Misiones (UNaM)-CONICET, Facultad de Ingeniería, IMAM, GID-IE, Oberá, Argentina.*

^c *Universidad Nacional de Misiones (UNaM), FCEQyN, IIDII, Posadas, Misiones, Argentina.*

e-mails: chrstn.bernhardt@gmail.com, koloj@fio.unam.edu.ar *, rrmario@fceqyn.unam.edu.ar, eduardo.zamudio@fceqyn.unam.edu.ar

Resumen

En el presente trabajo se describe una metodología para realizar una segmentación de copas de árboles en la Selva Atlántica mediante el procesamiento de imágenes aéreas. Las características de textura y contraste de las imágenes son aprovechadas para un procesamiento en etapas. En un principio se resalta el contraste entre copas y espacios entre ellas. Luego se homogeniza la textura del interior de las copas, eliminando huecos que pueden interferir en el correcto segmentado de las mismas. Finalmente se obtiene una imagen binarizada con las copas segmentadas. Esto puede servir de insumo a un procesamiento avanzado tendiente a la identificación de especies e inventario forestal.

Palabras Clave –Copas de Árboles, Imágenes Aéreas, Procesamiento de Imágenes, Segmentación, Selva Atlántica.

1. Introducción

Las imágenes aéreas, y particularmente las satelitales, ofrecen grandes ventajas a la hora de relevar información específica en áreas de grandes dimensiones. Hay mucha información contenida en las mismas, ya que la resolución espacial, que depende del tipo y tamaño de sensor de la cámara fotográfica, la longitud focal de la misma, y de la altura de vuelo respecto del terreno, puede ser tan pequeño como unos pocos milímetros por pixel. Este recurso adquiere aún más relevancia cuando el acceso terrestre a las áreas analizadas es complicado o incluso imposible. Tal es el caso del censo de flora en selvas tropicales como la Selva Atlántica, la segunda selva tropical más grande de América y una de las más amenazadas a nivel mundial [1]. Dicho ecosistema alberga especies arbóreas de crítica importancia medioambiental, como ser el Palo Rosa (*Aspidosperma polyneuron*) y el Pino Paraná (*Araucaria angustifolia*). Ambas especies fueron declaradas Monumento Natural Provincial en Misiones, Argentina [2] y en el caso de *A. polyneuron*, se encuentra en peligro de extinción [3], con últimos remanentes de la especie limitados al norte de la provincia de Misiones. La importancia en la conservación de dichas especies no solo radica en la preservación de las mismas, sino que al ser árboles de altura extraordinaria, son el único e irremplazable hábitat de diversas especies de animales como aves rapaces, monos, etc. En el caso de *A. polyneuron* y de *A.*

*Autor en correspondencia. koloj@fio.unam.edu.ar

angustifolia, sus copas se sitúan en lo que se denomina capa emergente de la selva, situada por encima de los 40 metros de altura. Justo debajo de ella se ubica el estrato denominado dosel, abarcando éste entre los 30 y los 40 metros de altura. Además de *A. polyneuron* y *A. angustifolia*, en la provincia de Misiones existen otras especies emblemáticas y también en riesgo de desaparecer, por lo que la determinación y conteo de estas especies sería de gran utilidad para su preservación y protección. Por ejemplo, en [4] se menciona que la creación del Parque Provincial Puerto Península (Misiones, Argentina) fue fundamentada por la existencia de ambientes con *A. polyneuron* y Palmito (*Euterpe edulis*). Incluso no se conocen sus distribuciones exactas, pero se estimó su presencia a partir de incursiones en torno a caminos internos de la selva y en cuatro campañas de prospección. Esto demuestra que en un terreno tan extenso y hostil como la Selva Atlántica, la clasificación y registro de flora es una tarea compleja, que requiere conocimientos específicos en la materia y por sobre todo, presupuesto y tiempo. La clasificación automática de especies arbóreas a partir de imágenes aéreas y/o satelitales requiere de un conjunto de herramientas computacionales que van desde la correcta adquisición, el tratamiento de las imágenes hasta el entrenamiento de modelos de Aprendizaje Automático. Para obtener una aceptable clasificación de copas es necesario realizar un preprocesamiento a la imagen aprovechando las características de textura y contraste que ésta exhibe. Entre los trabajos desarrollados para la detección de copas de árboles en la Selva Atlántica, en [5] se implementa una serie de pasos que se pretenden reproducir en el presente trabajo. Los algoritmos utilizados en este trabajo posibilitan una adecuada segmentación de las copas individuales del dosel y capa emergente de la Selva Atlántica, lo que consecuentemente habilita a una posterior clasificación por especies. Para obtener el segmentado se toma como punto de partida la imagen aérea en escala de grises, ya que se enfoca en los diferentes contrastes y texturas existentes entre el área de copas y el espacio entre ellas. Corresponde hacer una primera etapa de identificación gruesa entre copas y bordes, luego se homogeniza el interior de las copas para eliminar huecos. La imagen es tratada matemáticamente como una matriz donde cada elemento es un pixel, cuyo valor se relaciona con la intensidad correspondiente al espacio de color *Hyper Spectral Imaging* (HSI). Esta matriz es pasible de manipulación matemática, de modo que permite aplicársele filtros varios, algoritmos de procesamiento morfológicos, que permiten resaltar estructuras internas de la imagen, facilitando esto la segmentación de copas. Se aplica un criterio de distinción de tamaño de copas grandes y chicas, partiendo desde la resolución espacial de la imagen, definiendo aquellas grandes como las que superan el radio de tres píxeles. Diferentes algoritmos se aplican de forma secuenciada, procesando sobre los resultados de cada paso anterior. De modo que intervienen algoritmos de homogenización como el filtro Rolling Ball, el filtrado Top-Bottom-Hat basado en operadores morfológicos de apertura y clausura. En cada etapa se definen parámetros que se ajustan según las condiciones de la imagen, algunos de los cuales se obtienen por medio de herramientas de estadística (promedio, percentiles, etc.), siendo su determinación el principal aporte de este trabajo. A los fines de visualizar el comportamiento de los algoritmos y la influencia de estos parámetros, se condujo una evaluación tipo “Grid Search” en la que se definió un rango para cada parámetro y se expuso el resultado correspondiente. Este trabajo se desarrolla en línea con los objetivos propuestos en el plan de trabajo de una tesis doctoral relacionada con la detección automática de especies de árboles nativos en la Selva Atlántica.

Este documento se organiza de la siguiente manera. La Sección 2 resume el procedimiento con una descripción de las etapas del tratamiento de las imágenes. La Sección 3 describe las pruebas realizadas en la búsqueda de parámetros óptimos de cada etapa de procesamiento, implementando un método Grid Search. La Sección 4 presenta las conclusiones a las que se han arribado a partir de los resultados.

2. Etapas de procesamiento

Se describen en este trabajo las etapas de procesamiento de imágenes aéreas de una cubierta selvática, que posibilitan una segmentación de las copas de los árboles. Para el desarrollo del trabajo se tomó como base de la metodología presentada en [5], siendo la principal contribución del presente trabajo la adecuación de algoritmos y determinación de parámetros óptimos de funcionamiento. Partiendo de una imagen en escala de grises, se realizó una secuencia de pasos en los que se implementan diferentes filtros para identificar cada una de las copas, de un modo que finalmente se obtiene una imagen binarizada con la cual es posible realizar un conteo de las copas.

El primer paso consiste en hacer una clara identificación de los bordes y del área de copas. Luego se aplica el algoritmo Rolling Ball [6] para producir un suavizado en los niveles de grises dentro de las copas. En una siguiente etapa, se diferencian copas grandes de pequeñas, y se identificaban huecos en las copas grandes, para posteriormente rellenarlos con un valor promedio. Una vez rellenos todos los huecos y uniformadas todas las copas, se procede a segmentarlas, obteniéndose una imagen binarizada, con cada copa de árbol aislada e identificada en su posición. A continuación se describen con mayor detalle cada etapa.

2.1 Preprocesamiento

Para describir esta etapa y las sucesivas, se utiliza como ejemplo la imagen ilustrada en la Fig. 1. Se trata de una imagen satelital, en escala de grises, con una resolución espacial de la fotografía aérea de 0,5 metro por pixel, aproximadamente.

Inicialmente, la imagen debe ser convertida al espacio de color HSL₂, del cual se tomará la componente de luminosidad (denotada por **L**).

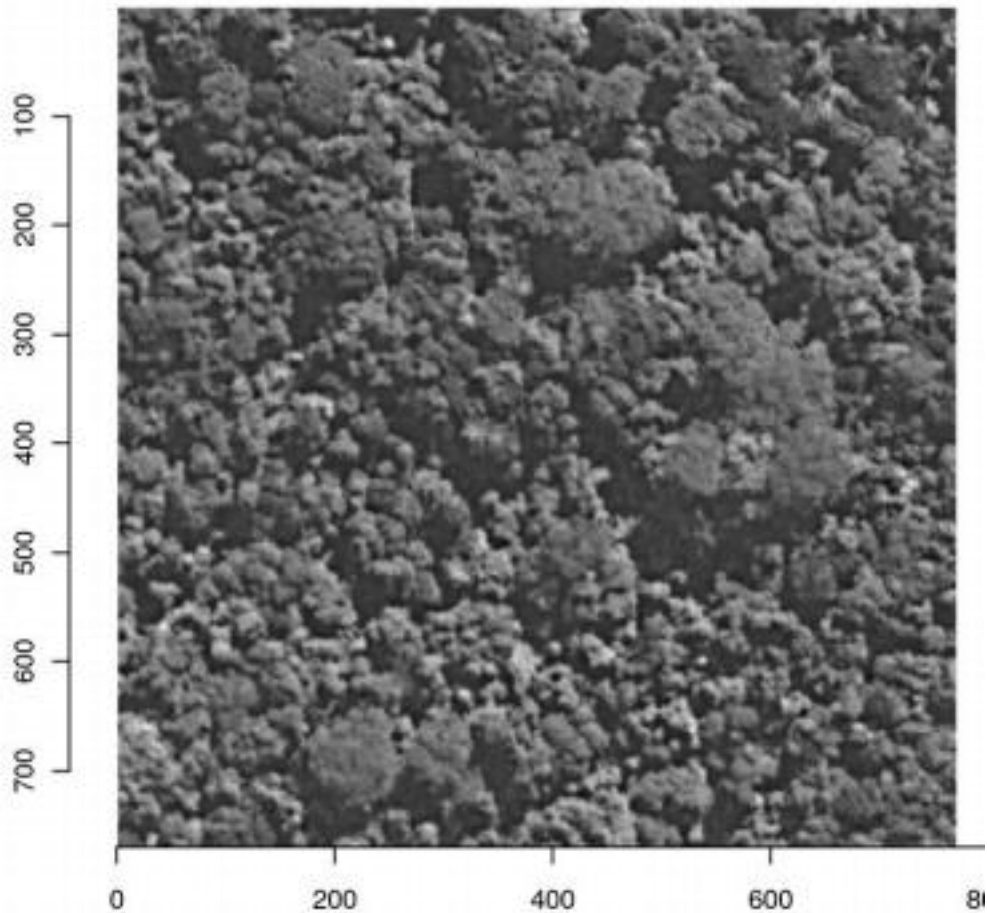


Fig. 1. Imagen satelital en escala de grises de copas de árboles en Selva Atlántica.

A continuación, se realiza una estimación de parámetros estadísticos. Tomando como argumento la matriz numérica de la imagen, la función *normalmixEM* devuelve una estimación de parámetros de la distribución de los datos de la componente **L** de la imagen en escala de grises. Partiendo de la observación del histograma, puede considerársela como una distribución normal bimodal. Para la imagen analizada, los valores de sendas medias son de 0,18 y 0,56.

A los efectos de visualizar, se despliega un histograma de los datos del canal **L** en la Fig. 2.

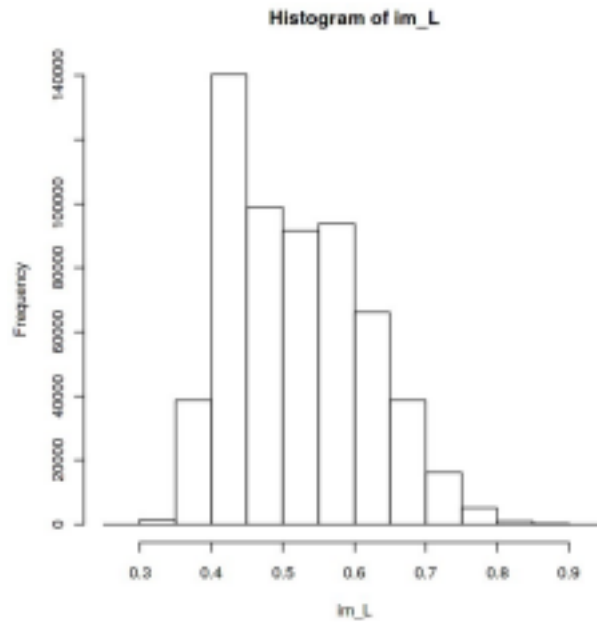


Fig. 2. Histograma de imagen en escala de grises.

2.2 Algoritmo Rolling Ball

Aplicado al procesamiento de imagen el algoritmo Rolling Ball acentúa los bordes de copas y facilita la segmentación. En R, se aplica la función *baseline* con el método *rollingBall* y se grafica el resultado. Se definen los parámetros w_m y w_s que corresponden al ancho de ventana local de minimización y maximización y de suavizado respectivamente. Considerando el tamaño promedio de las copas más grandes, a estos parámetros se le asignan valores iguales a 80.

2.3 Operaciones matemáticas morfológicas

A los efectos de mejorar el contraste en la imagen en escala de grises, es posible aplicar dos operaciones matemáticas morfológicas que son las transformaciones Top Hat y Bottom Hat, las cuales se basan en elementos estructurales. A saber:

Top Hat es la imagen original en grises menos el resultado de la operación de apertura, que consiste en una operación de erosión seguida por una de dilación.

Bottom Hat es la imagen resultante de la cerradura (dilación secundada por erosión) menos la imagen original en grises.

Ambos procedimientos se combinan de la siguiente forma: (1) se suma a la imagen original el resultado de la transformación Top Hat y (2) se resta el resultado de la transformación Bottom Hat. De esta forma, se obtiene un mejoramiento del contraste.

2.4 Eliminación de áreas sin sombra

Como la imagen a ser procesada no posee áreas sin sombra, este paso no es ejecutado.

2.5 Primer identificación de objetos oscuros

La entrada en esta etapa es la imagen en escala de grises (canal L en el sistema de representación HSL). La salida obtenida en esta etapa son las sombras interarbóreas intensificadas (Fig. 3)

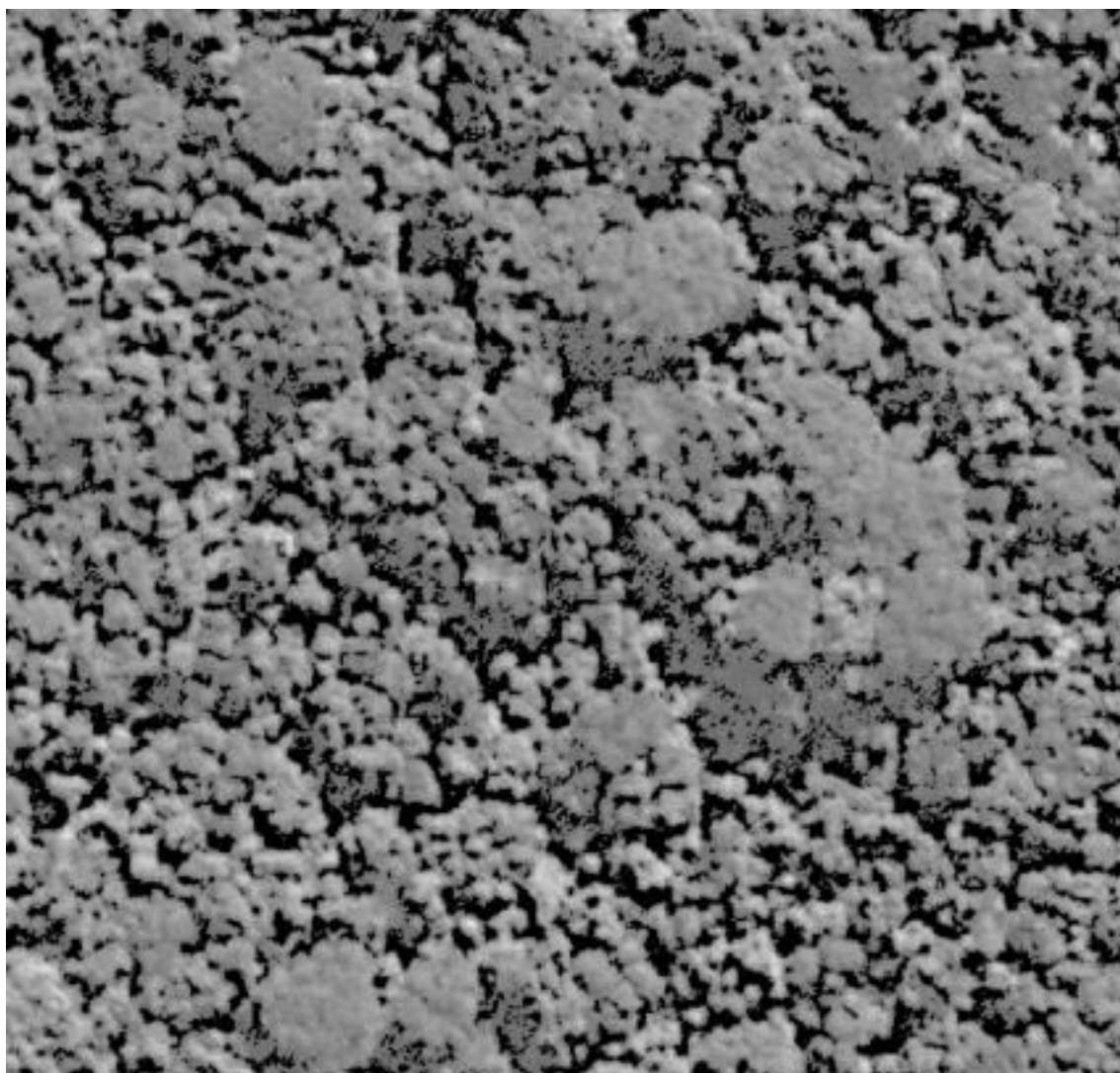


Fig. 3. Imagen con los espacios interarbóreos intensificados.

Se lleva a cabo una primera identificación de objetos oscuros, definiéndolos como los que tienen un valor por debajo de la media en la distribución de grises en brechas, hallada mediante el algoritmo normalmixEM, y a éstos se los iguala a cero.

2.6. Relleno de sombras en copas

La entrada de esta etapa es la imagen en escala de grises, mientras que como salida se obtiene una imagen filtrada. Los valores de intensidad de la imagen en escala de grises (canal L) se

invierten respecto al valor cero y se le suma el máximo valor de la escala de grises. El resultado que se obtiene es comparable con una imagen negativa. Se computan dos imágenes de referencia (*baseline*) mediante un filtro Rolling Ball con un radio de tres píxeles. Las intensidades de las imágenes obtenidas se vuelven a invertir, y los valores máximos de la escala de grises se usan para obtener la imagen final suavizada (Fig. 4).

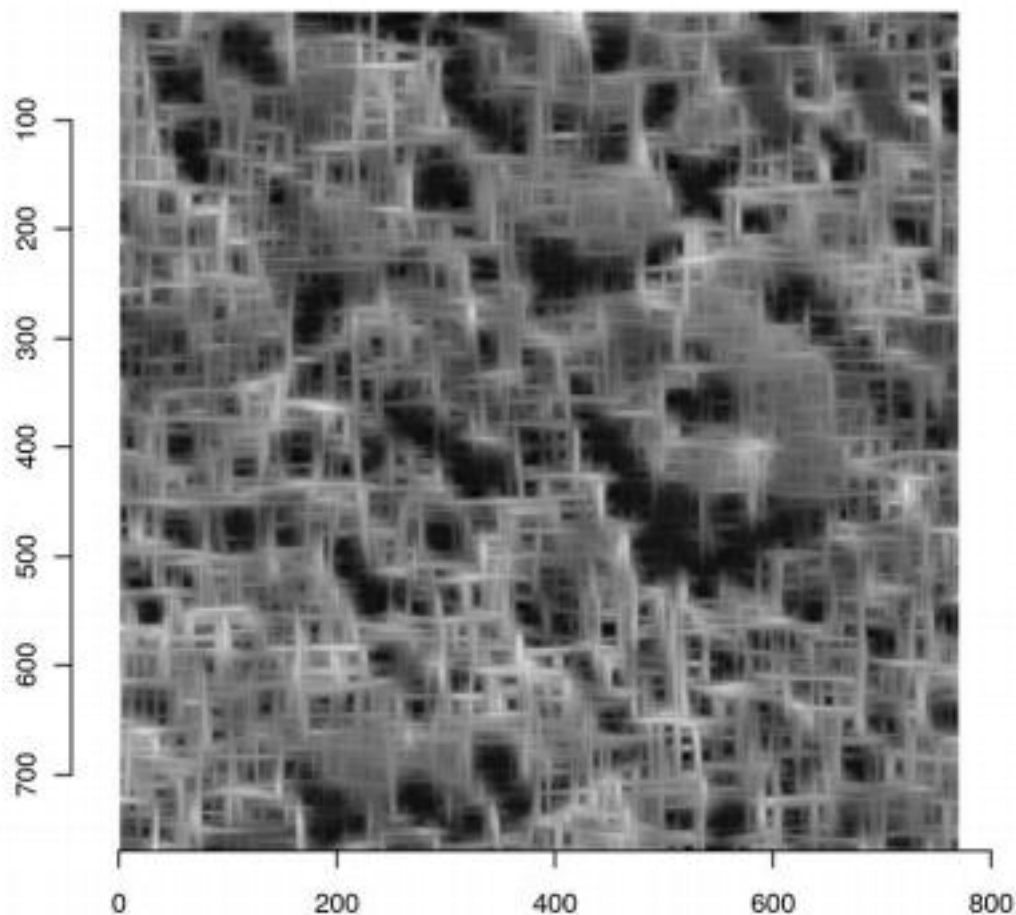


Fig. 4. Imagen con las copas de árboles rellenas.

2.7. Identificación y relleno de huecos en grandes copas

Se identifican las copas con un diámetro mayor a 15 píxeles, que en el plano real corresponde a un diámetro de 7,5 metros, mediante una transformación Top Hat. Para ello se utiliza un elemento estructurante circular con un diámetro de 15 píxeles. El resultado de esto es una máscara binaria que contiene solamente las copas de diámetro mayor a 15 píxeles. Los huecos son rellenos entonces

con los valores de escala de grises obtenidos en la etapa anterior (Fig. 5).

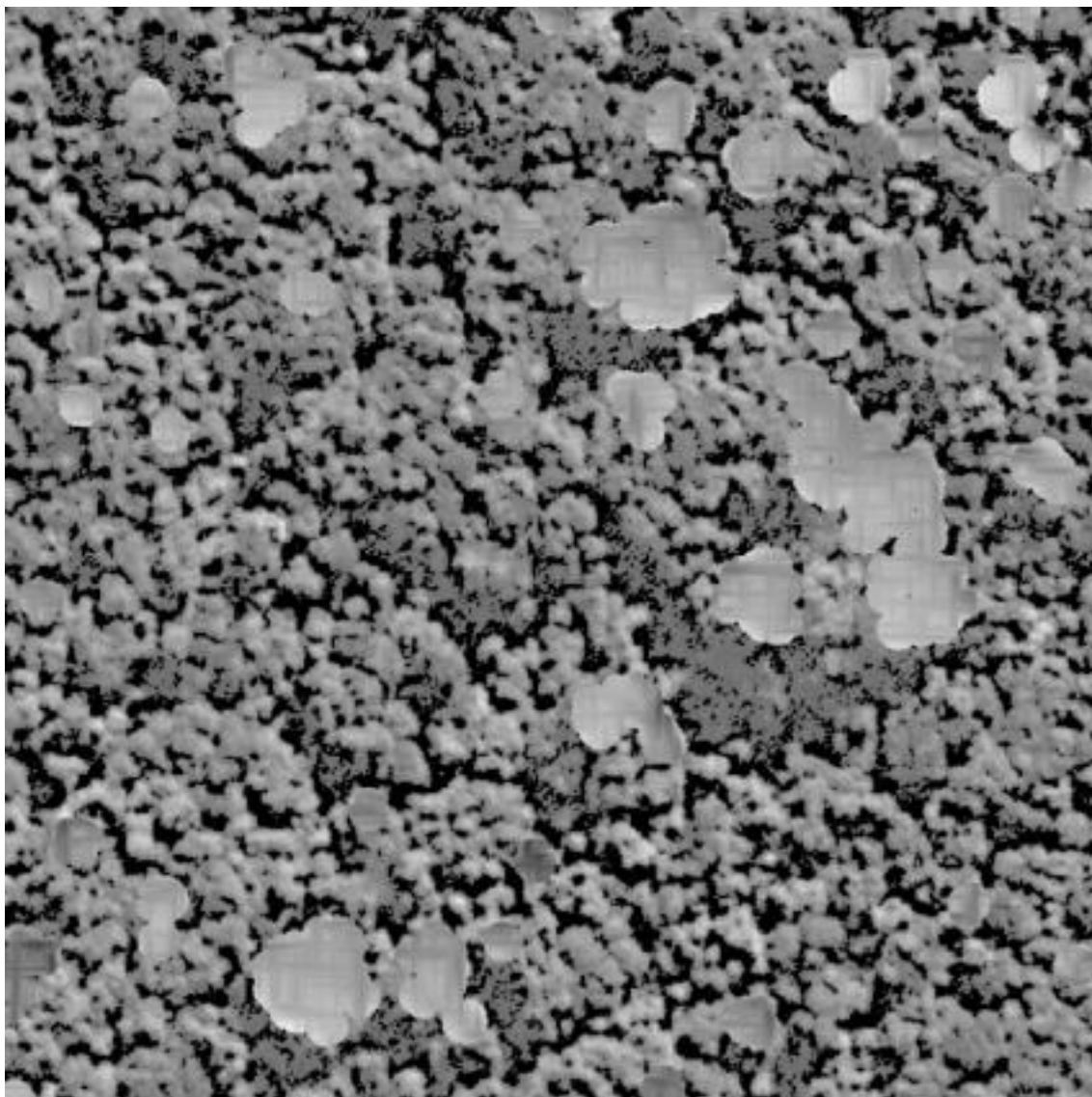


Fig. 5. Imagen con copas grandes sin huecos de sombra.

2.8 Segunda identificación de objetos oscuros

El objetivo de esta etapa es obtener una imagen de copas sin sombra interna. Bajo la asunción de que la mayoría de los píxeles sombreados de las copas fueron removidos, se lleva a cabo una identificación final de píxeles oscuros, los cuales son definidos como los píxeles de escala de grises que son menores al 99° percentil en las distribuciones en huecos, y se los iguala a cero (Fig. 6).

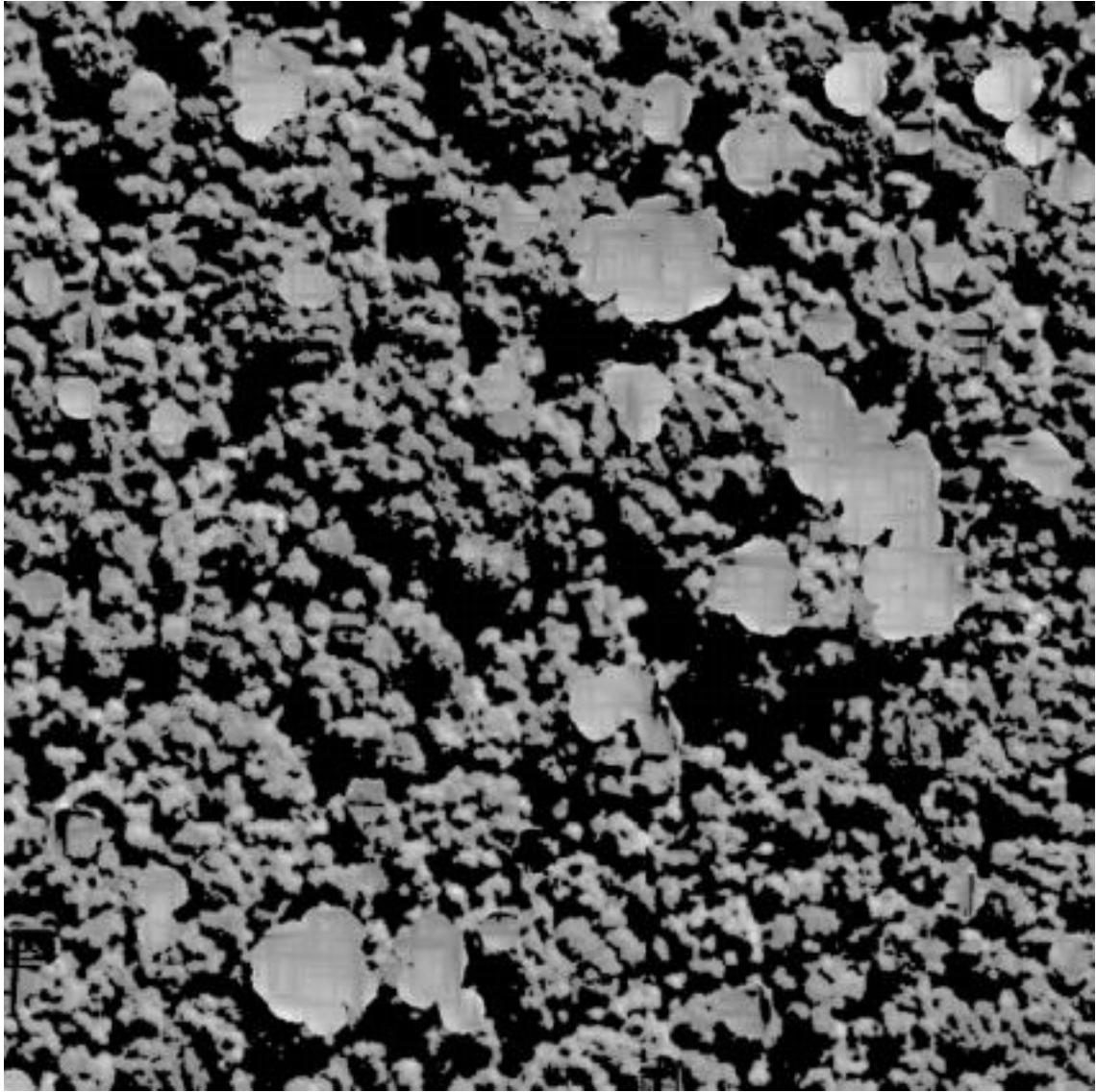


Fig. 6. Imagen con copas grandes sin huecos de sombra.

2.9. Búsqueda de pequeños huecos en grandes copas

La imagen de entrada es la imagen en escala de grises (*im_L*), y la de salida es una imagen binaria. Las copas grandes poseen píxeles sueltos de sombra que deben ser rellenados para luego calcular la distancia de los píxeles al borde (o sea los píxeles oscuros). Mediante una ventana de 7 x 7 píxeles se calcula la ocurrencia de valores distintos de cero en torno a cada píxel, los cuales poseen una distribución bimodal. Los huecos en las copas se definen como aquellos que están por encima del 75° percentil. Al final de esta etapa se identifican tres clases de píxel: (1) los de sombra entre árboles, (2) los no sombreados en las copas y (3) los aislados de sombras en las copas. Con estas tres clases se compone una máscara binaria con 0 para píxeles fuera de copas y 1 para los interiores de copas.

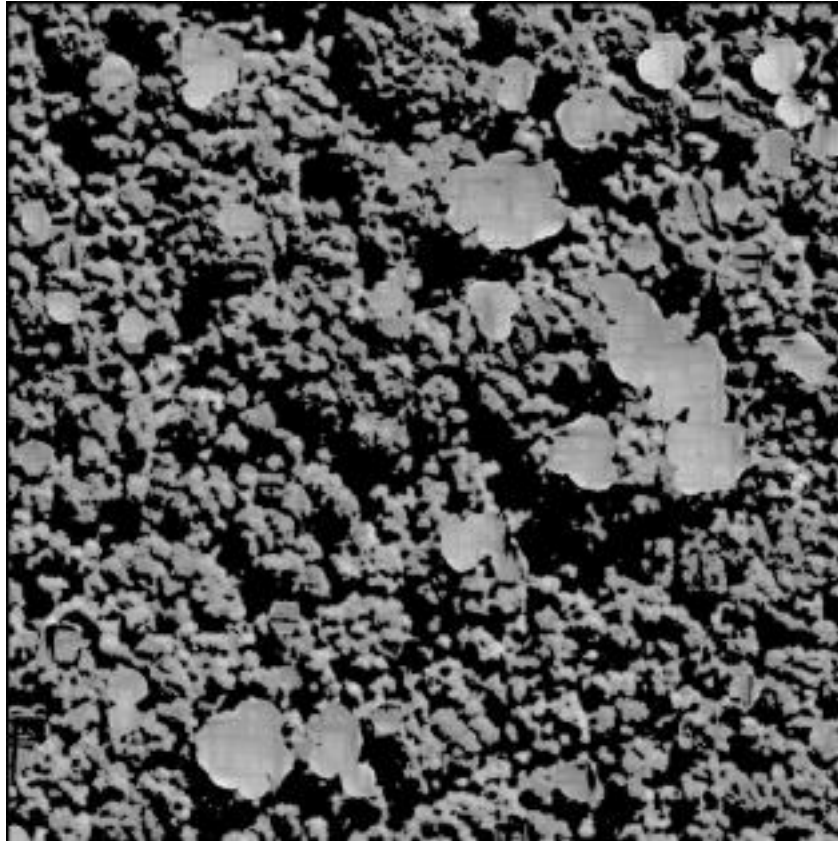


Fig. 7. Imagen con copas grandes sin huecos de sombra.

2.10. Homogeneización de escala de grises en grandes árboles

Con la imagen en escala de grises como entrada, la salida de esta etapa es una imagen binaria.

Para homogeneizar los valores en grises en grandes copas, se calcula la distancia mínima entre valores distinto de cero y el valor de cero de la máscara precedente. Todos los píxeles con distancia mayor a 7 se identifican como grandes árboles, y se rellenan con el valor de la media de los cuatro valores mayores dentro de una ventana de 7 x 7 píxeles.

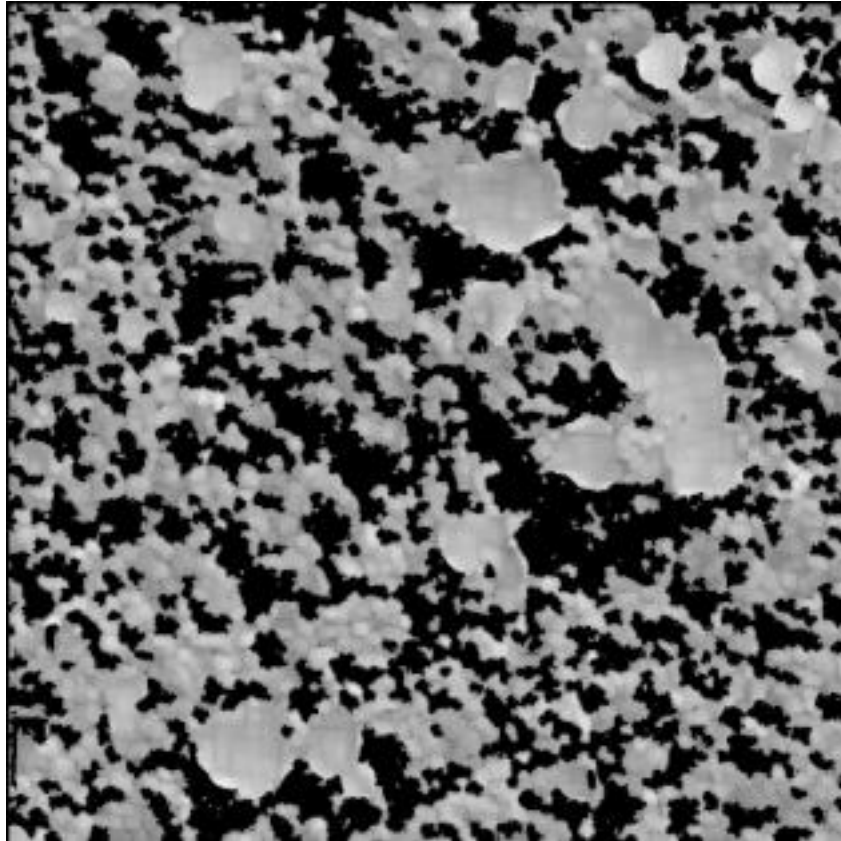


Fig. 8. Imagen con copas homogeneizadas.

2.11. Extracción de copas de segmentación

Las copas con diámetro mayor a 3 metros se extraen mediante un filtro top bottom hat con elemento estructural cuadrado de 6 x 6 píxeles. A partir de esa imagen transformada, se aplica un umbral mayor a 0,001° percentil del filtro.

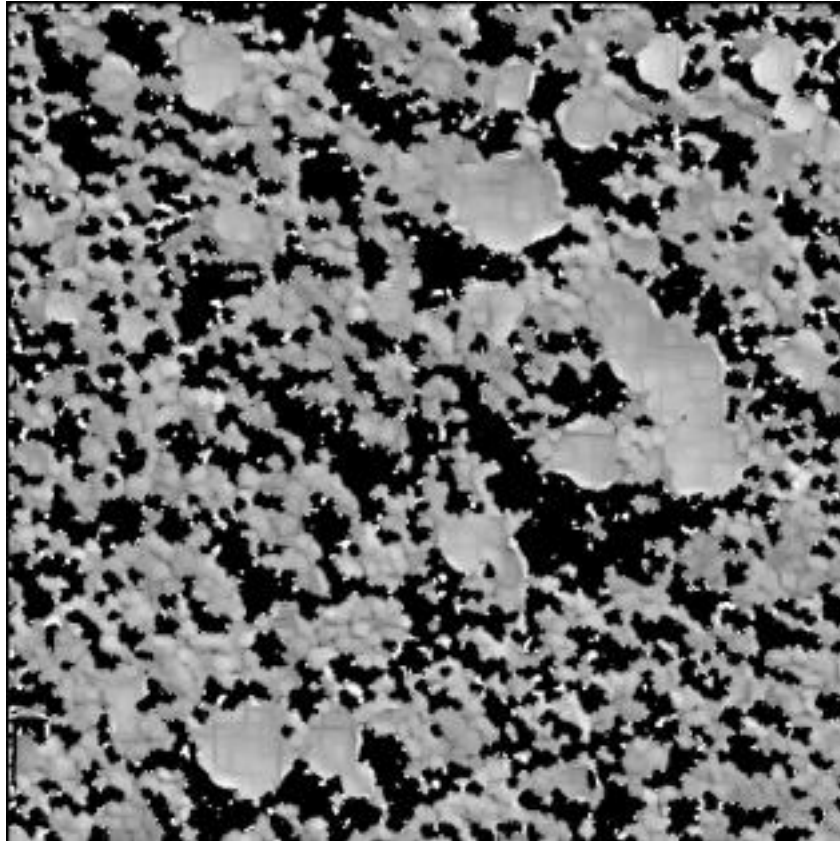


Fig. 9. Imagen con copas segmentadas.

2.12. Delineación de copas individuales

La imagen de entrada es la imagen en escala de grises, y la de salida es una imagen binaria.

Se calcula la distancia entre valores cero y distinto de cero, es decir la distancia del píxel en la copa al borde. Procesando de manera separada por copas o grupos de copas, calculando las distancias de píxeles a los bordes. Luego se calcula el máximo local en una ventana cuadrada de la máxima distancia al borde del segmento. Para cada máximo local se genera una imagen mediante la dilatación entorno a su locación, con un tamaño que duplique el diámetro.

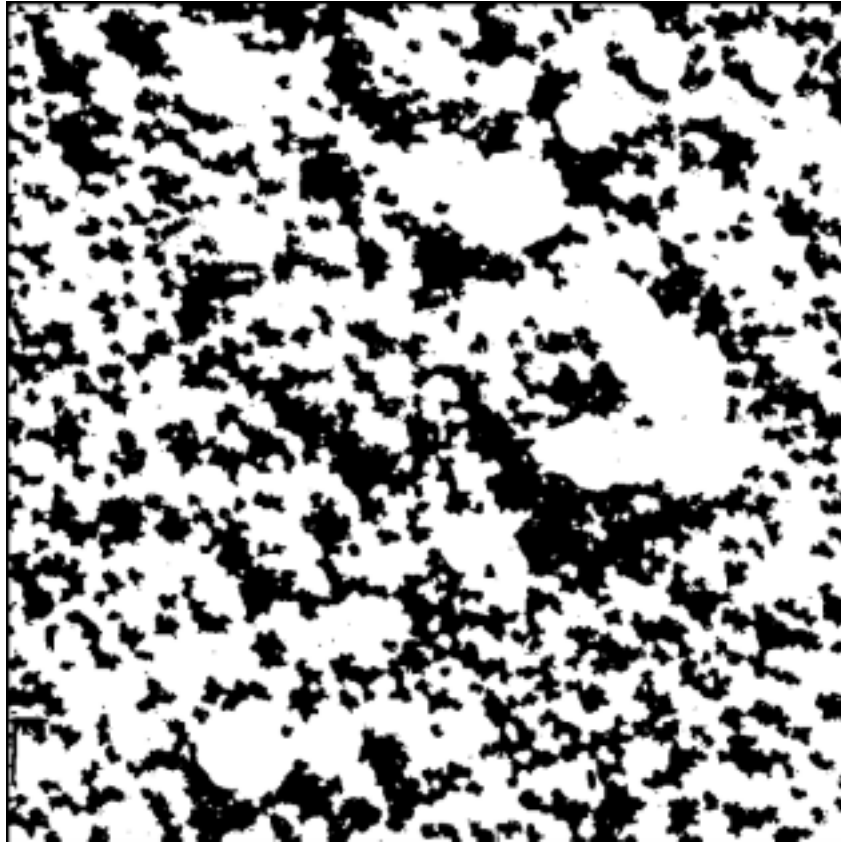


Fig. 10. Imagen binaria con copas segmentadas.

3. Evaluación de la influencia de diferentes parámetros en los algoritmos

Se evaluó el desempeño de los algoritmos modificando en un determinado rango el valor de distintos parámetros en cada etapa del procesamiento, para observar en qué modo se ven afectados los resultados. Se procedió a la aplicación de Grid Search, estableciendo valores de parámetros en grillas y los correspondientes resultados del procesamiento de las imágenes. En este procedimiento se evidencia la importancia y la vinculación que tienen los parámetros en las diferentes etapas con la resolución espacial de la imagen con la que se trabaja. En tanto en la última etapa se observó que el umbral que se definió para separar (y por lo tanto binarizar la imagen) las copas segmentadas, en el artículo de referencia sugiere utilizar el umbral del 0,001 percentil, pero al hacer la prueba de Grid Search con diferentes valores hasta el 0,9 percentil, resultó notable que excepto el correspondiente al percentil 0,9 los demás resultados no fueron visiblemente diferentes.

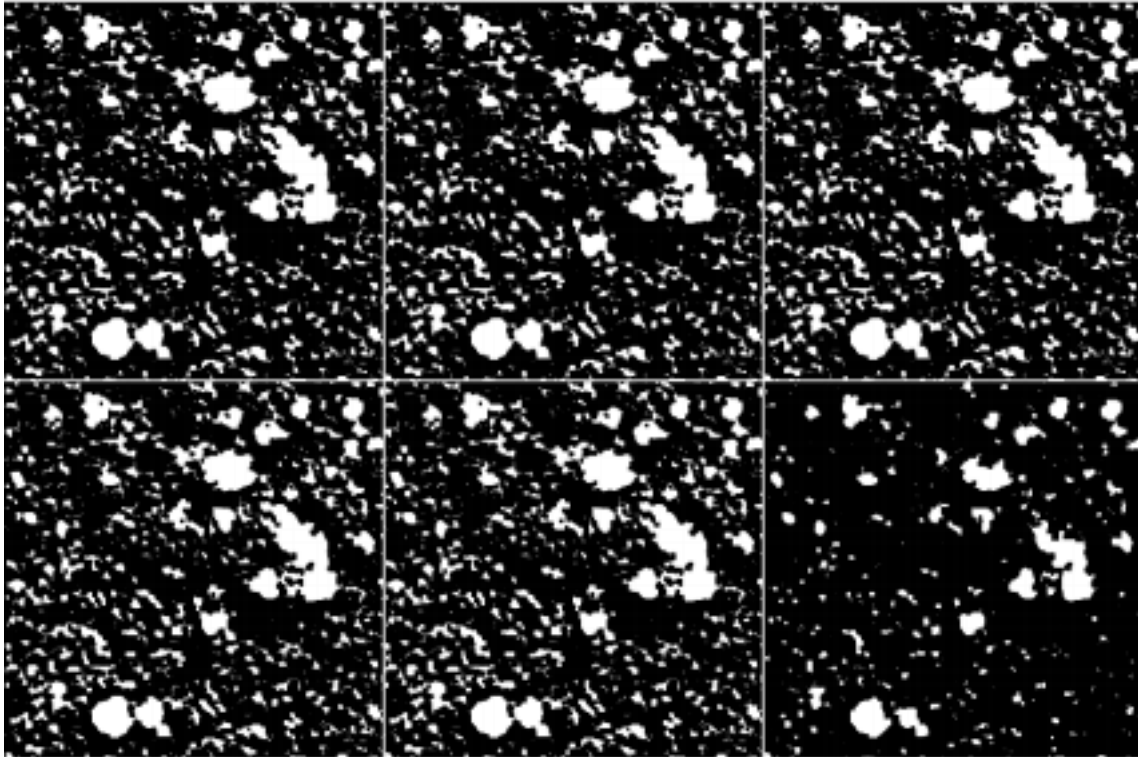


Fig. 11. Diferentes resultados con valores de binarización del 0,001, 0,01, 0,1, 0,5, 0,75 y 0,9 percentil respectivamente.

4. Conclusiones

La segmentación de copas de árboles a partir de una imagen aérea o satelital en escala de grises es posible mediante la implementación de algoritmos de procesamiento de imágenes, filtros y operaciones morfológicas, que se pueden implementar en lenguaje R.

La definición de un ambiente informático constituido principalmente por R y herramientas asociadas, contribuyó a la evaluación controlada y sistemática de las experimentaciones

Se debieron sortear algunos obstáculos que consistían en la falta de suficiente información sobre la metodología con que se implementaron esos algoritmos, en el artículo que se tomó como referencia [5].

Asimismo, ha faltado suficiente información para respaldar criterios de selección de ciertos

parámetros, por lo que se procedió a conducir una búsqueda de parámetros en grilla (Grid Search) para observar las variaciones que se producían en los resultados obtenidos en la medida que se modificaban parámetros en la entrada de los algoritmos.

5. Referencias:

- [1] M. B. Otegui, D. S. Ojeda, M. E. Totaro, B. I. Eibl, M. B. Valdes and G. Y. Mallozzi, "Comportamiento y longevidad de *Aspidosperma polyneuron* Müll. Arg. frente al Ultrasecado," *Revista de Ciencia y Tecnología*, no. 25, junio 2016.
- [2] Cámara de diputados de la provincia de Misiones, Ley XVI N° 19, 2010, p. 1669.
- [3] IUCN Americas Regional Workshop, "Conservation & Sustainable Management of Trees," 2013.
- [4] F. Escobar, Zonificación Preliminar Parque Provincial Puerto Península, Universidad Nacional de Santiago del Estero.
- [5] F. H. Wagner *et al.*, "Individual tree crown delineation in a highly diverse tropical forest using very high resolution satellite images," *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 145, pp. 362–377, Nov. 2018.
- [6] Liland, K.H., Mevik, B.-H., 2015. baseline: Baseline Correction of Spectra, 2015. R package version 1.2-1
- [7] Barthelme, S., 2017. imager: Image Processing Library Based on 'CImg'. R package version 0.40.1.
- [8] Rutishauser, E., Barthlmy, D., Blanc, L., Eric-Andr, N., 2011. Crown fragmentation assessment in tropical trees: method, insights and perspectives. *For. Ecol. Manage.* 261, 400–407.
- [9] Baldeck, C.A., Asner, G.P., 2014. Improving remote species identification through efficient training data collection. *Remote Sens.* 6, 2682–2698.
- [10] Steinwart, I., Thomann, P., 2017. liquidSVM: A fast and versatile svm package. Available from: ArXiv e-prints < 1702.06899 > [7]M. P. Ferreira, M. Zortea, D. C. Zanotta, Y. E. Shimabukuro, and C. R. de Souza Filho, "Mapping tree species in tropical seasonal semi deciduous forests with hyperspectral and multispectral data," *Remote Sensing of Environment*, vol. 179, pp. 66–78, Jun. 2016.