

Análisis exploratorio de datos polarimétricos de imágenes SAOCOM para la caracterización del bosque de caldén (*Prosopis caldenia*)

Por: ***Ing. María Elisa Frank Buss***

Presentado ante la Facultad de Matemática, Astronomía y Física y el Instituto de Altos Estudios Espaciales Mario Gulich como parte de los requerimientos para la obtención del grado de

MAGISTER EN APLICACIONES DE INFORMACIÓN ESPACIAL

UNIVERSIDAD NACIONAL DE CÓRDOBA

Febrero, 2023

©IG-CONAE año
©FaMAF-UNC año

DIRECTOR
Dr. Juan Pablo Argañaraz
Instituto Gulich (CONAE-UNC), CONICET
Falda del Cañete, Córdoba, Argentina

CO-DIRECTOR
Dr. Alejandro Cesar Frery Orgambide
Universidad Victoria de Wellington,
Wellington, Nueva Zelanda



Esta obra está bajo una licencia... Generar y copiar la ruta en el link siguiente:
<http://www.creativecommons.org.ar/licencias.html>

Dedicatoria de la tesis

Agradecimientos

Resumen

El actual cambio climático antropogénico de nuestro planeta es ocasionado por alteraciones que implican, entre otras cosas, cambios en el ciclo de carbono. Los bosques son reservorios de carbono que se ven alterados por procesos de cambio, como deforestación o incendios, por lo que su estudio ha sido de gran consideración. El desarrollo de tecnologías de sensores remotos ha permitido monitorear los bosques y sus cambios con mayor frecuencia. Estas tecnologías involucran el uso tanto de sensores ópticos como de radares. En la última década se han comenzado a desarrollar estudios que utilizan los atributos polarimétricos de la señal de radar para caracterizar la vegetación. Una de las herramientas más actuales en este ámbito es el índice de vegetación de radar generalizado, GRVI. El objetivo de esta tesis fue realizar un análisis exploratorio de datos full-polarimétricos para caracterizar el bosque semiárido de caldén, ubicado en el centro de Argentina. Para concretar este objetivo se utilizaron datos de banda L de imágenes del radar SAOCOM, y se calculó el GRVI y otros atributos de estas imágenes. Se establecieron relaciones entre los atributos polarimétricos con el contenido de biomasa aérea del bosque. El GRVI se obtuvo utilizando el lenguaje de programación R, y el código generado para su cálculo se puede obtener en un repositorio público de GitHub. Los datos de biomasa aérea se calcularon a partir de variables medidas durante el Segundo inventario Nacional de Bosque Nativo. La relación de la biomasa con los atributos polarimétricos se exploró mediante análisis de regresión, modelos mixtos y análisis de texturas de imágenes de radar. Pocos resultados fueron significativos en los análisis realizados, obteniendo resultados solo en la relación del GRVI con la biomasa del bosque de caldén cerrado y con la cobertura total arbórea, que también fue considerada. No se obtuvieron resultados significativos en el análisis de texturas ni en las regresiones con otros atributos de radar, salvo por relaciones muy débiles de la biomasa con la componente de volumen de la descomposición de Pauli y con la componente de hélice de la descomposición de Yamaguchi.

En este trabajo el GRVI se implementó por primera vez en el estudio de un bosque, y si bien muy pocos modelos permitieron visualizar algún tipo de relación, se debe considerar que respondió bien a la diferenciación de coberturas, como bosque de pastizales y cultivos, y por sus características es un índice prometedor. Es necesario continuar investigando su capacidad para la caracterización de zonas boscosas. Aunque en este trabajo no se encontraron relaciones favorables, los resultados para el modelado de biomasa presentes en la bibliografía son alentadores, por lo que es importante investigar aún más el uso de datos SAOCOM. Puede ser conveniente, para este tipo de bosque en particular, combinar los datos de banda L con datos en banda C. El uso de datos de sensores remotos no proporciona mediciones directas de la biomasa, pero brinda información a partir de la cual se la puede estimar, por lo que probar nuevas herramientas (e.g. el GRVI) en distintos ambientes (e.g. bosques semiáridos) es fundamental.

Palabras clave: biomasa aérea, bosque de caldén, bosque semiárido, GRVI, SAO-COM, atributos polarimétricos.

Abstract

The current anthropogenic climate change on our planet is caused by alterations that involve, among other things, changes in the carbon cycle. Forests are carbon reservoirs altered by processes of change, such as deforestation or wildfires, so their study has been of great consideration. The development of remote sensing technologies has made it possible to monitor forests and their changes more frequently. These technologies involve the use of both optical sensors and radar. In the last decade, studies using polarimetric attributes of the radar signal to characterize vegetation have started to be developed. One of the most current tools in this field is the generalized radar vegetation index, GRVI. The objective of this thesis was to perform an exploratory analysis of full-polarimetric data to characterize the semi-arid *caldén* forest, located in central Argentina. To achieve this objective, L-band data from SAOCOM radar images were used, and the GRVI and other attributes of these images were calculated. Relationships were established between polarimetric attributes and the aboveground biomass (AGB) content of the forest. The GRVI was obtained using the R programming language, and the code generated for its calculation can be obtained from a public repository on GitHub. Aboveground biomass data were calculated from variables measured during the Second National Inventory of Native Forest. The relationship of biomass with polarimetric attributes was explored using regression analysis, mixed models and radar image texture analysis. Few results were significant in the analyses performed, obtaining results only in the relationship of the GRVI with the biomass of the closed *caldén* forest and with the total tree cover, which was also considered. No significant results were obtained in the texture analysis or in the regressions with other radar attributes, except for very weak relationships of biomass with the volume component of the Pauli decomposition and with the helix component of the Yamaguchi decomposition.

In this work, the GRVI was implemented for the first time in the study of a forest, and although very few models were able to visualize any kind of relationship, it should be considered that it responded well to the differentiation of land covers, such as forest from grasslands and crops, and due to its characteristics, it is a promising tool. It is necessary to continue investigating its capacity for the characterization of forested areas. Although no favorable relationships were found in this thesis, the results for biomass modelling in the literature are encouraging, so it is important to further investigate the use of SAOCOM data. It may be appropriate, particularly, for this kind of forest to combine L-band data with C-band data. The use of remotely sensed data does not provide direct measurements of biomass, but it provides information from which biomass can be estimated, so testing new tools (e.g. GRVI) in different environments (e.g. semi-arid forests) is essential.

Keywords: **aboveground biomass, *caldén* forest, semi-arid forest, GRVI, SAOCOM, polarimetric attributes**

Tabla de Contenidos

1. Introducción	1
2. Marco Teórico	5
2.1. Antecedentes	5
2.2. Principios teóricos	9
2.2.1. Polarimetría	11
2.2.1.1. Representación de la polarimetría	13
2.2.1.2. Descripción matemática en polarimetría	15
2.2.2. Cálculo del GRVI	17
2.2.3. Descomposiciones polarimétricas	20
3. Materiales y Métodos	22
3.1. Área de estudio	22
3.1.1. Características climáticas y edáficas	22
3.1.2. Características de la vegetación	23
3.1.3. Actividades productivas	26
3.2. Materiales	29
3.2.1. Datos de radar	29
3.2.2. Datos de la vegetación	31
3.3. Métodos	32
3.3.1. Cálculo del GRVI	32
3.3.2. Cálculo de otras propiedades de las imágenes de radar	34

TABLA DE CONTENIDOS

3.3.3. Cálculo de biomasa	35
3.3.4. Análisis estadístico	36
4. Resultados	39
4.1. Resultados de procesamiento: Descomposición de Pauli y GRVI	39
4.1.1. Extracción del GRVI para las unidades de muestreo	39
4.2. Biomasa y cobertura arbórea por tipo de bosque y presencia de incendios .	40
4.3. Relación entre el GRVI y la biomasa	41
4.3.1. Análisis de regresión	41
4.3.2. Análisis de texturas y otras propiedades de las imágenes de radar .	43
5. Discusión	50
6. Conclusión	54
Anexos	62
A. Atributos de las imágenes SAOCOM	62
B. Diagramas de dispersión	64

Índice de figuras

2.1. Ilustración de las partes de un pino austríaco con las que interactúa cada longitud de onda (λ). Valores de λ aproximados. Extraído de [1].	10
2.2. Esquema de la intensidad de la dispersión de la onda del radar según la interacción de las polarizaciones (horizontal en rojo y vertical en azul) con distintos componentes de la vegetación. Las ondas de longitud de onda corta interactúan con las hojas, mientras que las de longitud de onda larga lo hacen con la corona de los árboles y con los troncos. Modificado de [2].	11
2.3. Simulación de la incidencia de una onda verticalmente polarizada hacia la superficie de la Tierra (a) y su regreso (b). En ambos casos la señal simulada atraviesa un filtro que garantiza la polarización vertical. En c y d se considera el mismo procedimiento, pero el filtro utilizado es horizontal, lo que garantiza la polarización horizontal en las ondas. Extraído de [3].	12
2.4. Diferencia de fase (φ) entre dos ondas de igual amplitud. Extraído de [3].	13
2.5. Patrón elíptico de polarización (considerando una onda que proviene desde la figura hacia afuera), donde se indica como se determinan el ángulo de elipticidad, χ , y el ángulo de orientación, Ψ . El tamaño de la elipse se rige por los componentes del vector de campo eléctrico, E_x y E_y (horizontal y vertical, respectivamente), a corresponde al eje mayor de la elipse y b al menor. Modificado de [4].	14
2.6. La esfera de Poincaré describe todos los posibles estados de polarización. Sobre el ecuador de la esfera se ubican las polarizaciones lineales, cada una con variación en el ángulo de orientación (longitud). Con un incremento de latitud se ubican las ondas polarizadas con incremento en su elipticidad, y en los polos se ubican las dos polarizaciones circulares. Extraído de [5].	15
2.7. Representación de las ondas del campo electromagnético en un sistema de tres coordenadas, z corresponde al eje de desplazamiento. E corresponde al campo eléctrico de la onda y B al magnético. Modificado de [3].	16

ÍNDICE DE FIGURAS

3.1. Distribución del Distrito del Caldén (en gris). Los puntos corresponden a las unidades de muestreo del Segundo Inventario Nacional de Bosque Nativo utilizadas en este trabajo.	23
3.2. Bosque de caldén tipo parque con árboles aislados (arriba) y con isletas (abajo). Fotografías obtenidas en el marco del doctorado de la autora de esta tesis.	24
3.3. Árboles de caldén (<i>Prosopis caldenia</i>). Fotografías obtenidas en el marco del doctorado de la autora de esta tesis.	25
3.4. Bosque de caldén abierto con pastos. Fotografías obtenidas en el marco del doctorado de la autora de esta tesis.	26
3.5. Bosque de caldén abierto con arbustos. Fotografías obtenidas en el marco del doctorado de la autora de esta tesis.	27
3.6. Bosque de caldén cerrado. Fotografías obtenidas en el marco del doctorado de la autora de esta tesis.	27
3.7. Arbustal en el Distrito del Caldén. Fotografías obtenidas en el marco del doctorado de la autora de esta tesis.	28
3.8. Pastizal en el Distrito del Caldén. Fotografías obtenidas en el marco del doctorado de la autora de esta tesis.	28
3.9. Cultivo de vicia (<i>Vicia sativa</i>) en el Distrito del Caldén. Fotografías obtenidas en el marco del doctorado de la autora de esta tesis.	29
3.10. Datos de precipitación para el periodo de julio de 2018 a junio de 2021 para el área del Distrito del Caldén en la que se ubicaron las UM. Si bien se trabajó con datos diarios, por una cuestión de visualización, los datos se muestran como acumulaciones mensuales. Datos pertenecientes al modelo <i>Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station</i> (CHIRPS), extraídos de [6].	30
3.11. Diagrama del preprocesamiento de las imágenes Satélites Argentinos de Observación Con Microondas (SAOCOM) realizado con el software <i>Sentinel Application Platform</i> (SNAP).	31
3.12. Ubicación de las imágenes SAOCOM seleccionadas para este trabajo (en amarillo), recortes de imágenes realizados para el cálculo del <i>Generalized Radar Vegetation Index</i> (GRVI) (recuadros negros), y UM del Segundo Inventario Nacional de Bosque Nativo (puntos). Las líneas negras indican límites provinciales, y en la parte inferior izquierda se puede observar la ubicación de las imágenes dentro de la distribución del Caldenal.	32

ÍNDICE DE FIGURAS

3.13. Diagrama de procedimiento para el cálculo de las matrices T y K con el software R. De la diagonal de la matriz T se obtienen las 3 componentes de la descomposición de Pauli.	33
3.14. Diagrama de cálculo del GRVI. Incluye el cálculo de la matriz K_v del modelo de volumen generalizado y los cálculos de distancias geodésicas.	37
4.1. Descomposición de Pauli (con filtro focal de 5×5) para los 8 recortes de imágenes SAOCOM. Se presenta una composición RGB, con R: elemento T_{22} , G: elemento T_{33} y B: elemento T_{11} de la matriz de coherencia (T).	40
4.2. Descomposición de Pauli (con filtro focal de 5×5) para uno de los recortes de las imágenes SAOCOM. En la figura b Se observa una composición RGB, con R: elemento T_{22} , G: elemento T_{33} y B: elemento T_{11} de la matriz de coherencia (T). La figura a presenta, a modo de comparación, el mismo área con imagen de Google Satelital.	41
4.3. GRVI, con filtro focal de 5×5 , para los 8 recortes de las imágenes SAOCOM.	42
4.4. GRVI, con filtro focal de 5×5 , para un recorte de SAOCOM. La figura b muestra el resultado del GRVI mientras que la figura a presenta, a modo de comparación, el mismo área con imagen de Google Satelital.	43
4.5. Valores de píxel de GRVI según el tipo de orbita (ascendente o descendente) de las imágenes SAOCOM.	44
4.6. Valores de píxel de GRVI según el submodo de adquisición (S5, S6, S7 o S8) de las imágenes SAOCOM.	44
4.7. Valores de biomasa (t/ha) según el tipo de bosque de caldén establecido por la Ley N°26331 (cerrado, abierto con pastos y abierto con arbustos).	44
4.8. Valores de biomasa (t/ha) según si las UM presentaron (SI) o no (NO) indicios de incendios.	45
4.9. Cobertura arbórea total (%) según el tipo de bosque de caldén establecido por la Ley N°26331 (cerrado, abierto con pastos y abierto con arbustos).	45
4.10. Cobertura arbórea total (%) según si las UM presentaron (SI) o no (NO) indicios de incendios.	45
4.11. Biomasa aérea (t/ha) en función del valor del GRVI del píxel que contiene a la UM, sin filtro previo de speckle.	46
4.12. Biomasa aérea (t/ha) en función del valor del GRVI medio para 9 píxeles en torno a la UM, con previa aplicación del filtro focal de speckle.	46

ÍNDICE DE FIGURAS

4.13. Biomasa aérea (t/ha) en función del valor del GRVI medio para 9 píxeles, caracterizando a las UM según si presentaron (SI) o no (NO) indicios de incendios.	46
4.14. Biomasa aérea (t/ha) en función del valor del GRVI medio para 9 píxeles, caracterizando a las UM por el tipo de bosque según la Ley N°26331 (cerrado, abierto con pastos y abierto con arbustos).	47
4.15. Regresión lineal simple entre la biomasa (t/ha) en función del GRVI promedio de 9 píxeles para las UM caracterizadas como tipo de bosque de caldén cerrado (izquierda). Misma relación, excluyendo la UM que muestra un comportamiento diferente, con alto valor de biomasa (113,09 t/ha) para un valor de GRVI relativamente bajo (0,34) (derecha).	47
4.16. Regresión lineal simple entre la cobertura arbórea total (%) y el GRVI medio de 9 píxeles, incluyendo las 32 UM (izquierda) y considerando solo 31 UM (derecha).	47
4.17. Ubicación de una UM que fue tomada muy cerca de una zona sin bosque (b). Se incluye el punto de la UM y el polígono que corresponde a los 9 píxeles considerados para hacer el promedio del GRVI. La figura a presenta, a modo de comparación, el mismo área con imagen de Google Satelital.	48
4.18. Biomasa aérea (t/ha) en función del GRVI medio para 9 píxeles, caracterizando a las UM según el tipo de órbita (ascendente o descendente) de la imagen SAOCOM.	48
4.19. Biomasa aérea (t/ha) en función del GRVI medio para 9 píxeles, caracterizando a las UM según el submodo (S5, S6, S7, S8) en que fue adquirida cada imagen SAOCOM.	49
 B.1. Biomasa aérea (t/ha) en función del coeficiente de retrodispersión HH. . .	64
B.2. Biomasa aérea (t/ha) en función del coeficiente de retrodispersión HV. . .	64
B.3. Biomasa aérea (t/ha) en función del coeficiente de retrodispersión VV. . .	65
B.4. Biomasa aérea (t/ha) en función del coeficiente de retrodispersión VH. . .	65
B.5. Biomasa aérea (t/ha) en función del ratio VV/VH.	65
B.6. Biomasa aérea (t/ha) en función del ratio HH/HV.	66
B.7. Biomasa aérea (t/ha) en función del <i>Radar Vegetation Index</i> (RVI) (<i>Radar Vegetation Index</i>).	66
B.8. Biomasa aérea (t/ha) en función del <i>Canopy Structure Index</i> (CSI) (<i>Canopy Structure Index</i>).	66

ÍNDICE DE FIGURAS

B.9. Biomasa aérea (t/ha) en función del <i>Volume Scattering Index</i> (VSI) (<i>Volume Scattering Index</i>).	67
B.10. Biomasa aérea (t/ha) en función del <i>Biomass Index</i> (BMI) (<i>Biomass Index</i>).	67
B.11. Biomasa aérea (t/ha) en función de la componente de Entropía (H) de la descomposición de Cloude y Pottier.	67
B.12. Biomasa aérea (t/ha) en función de la componente de Anisotropía (A) de la descomposición de Cloude y Pottier.	68
B.13. Biomasa aérea (t/ha) en función de la componente de ángulo α de la descomposición de Cloude y Pottier.	68
B.14. Biomasa aérea (t/ha) en función de la componente de superficie de la descomposición de van Zyl.	68
B.15. Biomasa aérea (t/ha) en función de la componente de doble rebote de la descomposición de van Zyl.	69
B.16. Biomasa aérea (t/ha) en función de la componente de volumen de la descomposición de van Zyl.	69
B.17. Biomasa aérea (t/ha) en función de la componente de superficie de la descomposición de Freeman y Durden.	69
B.18. Biomasa aérea (t/ha) en función de la componente de doble rebote de la descomposición de Freeman y Durden.	70
B.19. Biomasa aérea (t/ha) en función de la componente de volumen de la descomposición de Freeman y Durden.	70
B.20. Biomasa aérea (t/ha) en función de la componente de superficie de la descomposición de Yamaguchi.	70
B.21. Biomasa aérea (t/ha) en función de la componente de doble rebote de la descomposición de Yamaguchi.	71
B.22. Biomasa aérea (t/ha) en función de la componente de volumen de la descomposición de Yamaguchi.	71
B.23. Biomasa aérea (t/ha) en función de la componente de hélice de la descomposición de Yamaguchi. Se incluye la recta de regresión lineal y el valor de R^2	71
B.24. Biomasa aérea (t/ha) en función de la componente verde (volumen) de la descomposición de Pauli. Se incluye la recta de regresión lineal y el valor de R^2	72
B.25. Biomasa aérea (t/ha) en función de la componente azul (superficie) de la descomposición de Pauli.	72

ÍNDICE DE FIGURAS

Índice de Tablas

3.1. Atributos de descomposiciones e índices de radar implementados. Traducido de [7]	38
4.1. Valores del GRVI para las UM considerando sólo el valor del píxel que incluye a cada UM y considerando el promedio de los 9 píxeles en torno a la misma.	39
A.1. Atributos de las imágenes SAOCOM utilizadas en este trabajo.	63

Acrónimos

Lista de acrónimos:

AGB *Aboveground Biomass*

ASI Agencia Espacial Italiana

BMI *Biomass Index*

CHIRPS *Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station*

CONAE Comisión Nacional de Actividades Espaciales

CSI *Canopy Structure Index*

DAP Diámetro de Altura al Pecho

GRVI *Generalized Radar Vegetation Index*

LiDAR *Laser Imaging Detection and Ranging*

MSE *Mean Squared Error*

RVI *Radar Vegetation Index*

SAOCOM Satélites Argentinos de Observación Con Microondas

SAR *Synthetic Aperture Radar*

ÍNDICE DE TABLAS

SIASGE Sistema Ítalo Argentino para la Gestión de Emergencias

SLC *Single Look Complex*

SNAP *Sentinel Application Platform*

UM Unidades de Muestreo

VSI *Volume Scattering Index*

Capítulo 1

Introducción

En las últimas décadas se han identificado numerosas y evidentes pruebas de las consecuencias que la actividad antrópica ha tenido y tiene en el funcionamiento de nuestro planeta. La Tierra es un sistema al que se le ha modificado su funcionamiento mediante alteraciones causadas por los cambios de uso del suelo, el aumento desmedido de la urbanización, la extinción de especies, las emisiones de gases a la atmósfera por el consumo de combustibles fósiles, la actividad industrial, los incendios y la producción de alimentos, entre otros [8]. Estas actividades producen alteraciones en las esferas del sistema, como la atmósfera o el océano, así como en las interacciones entre éstas. Una de las alteraciones más evidentes es el aumento de la temperatura media terrestre [8]. El efecto invernadero es un fenómeno natural presente en el planeta, generado por la fuerza gravitatoria que permite mantener una cubierta gaseosa en los primeros kilómetros de la superficie terrestre: la atmósfera. Si la tierra no tuviera atmósfera sería un planeta muy frío, inhabitable para la mayoría de las especies actuales [9]. El problema surge cuando el efecto invernadero se exacerba por un aumento desmedido de la emisión a la atmósfera de los gases que lo causan, como el óxido nitroso, el ozono, los clorofluorocarbonos, el metano, y sobre todo, el dióxido de carbono. Este efecto invernadero agravado deriva en lo que hoy conocemos como cambio climático global antropogénico, el aumento paulatino de la temperatura media del planeta causado por el ser humano, que tiene consecuencias negativas para la salud y para la vida como la conocemos, incluyendo un aumento en la frecuencia de eventos extremos como las sequías y las inundaciones. Ante este contexto, el estudio y el conocimiento del planeta también han evolucionado. En las últimas décadas se ha buscado comprender la dinámica de nuestro planeta a través del conocimiento de los ciclos biogeoquímicos, la productividad primaria neta global, la función de las especies en un sistema complejo y las repercusiones de los cambios en una de las esferas sobre las demás (e.g. fenómeno “El Niño” Oscilación Sur) [9]. En este contexto, se busca comprender y cuantificar el ciclo del carbono. El estudio de los bosques, su distribución, la superficie que ocupan y su transformación a lo largo del tiempo, ha sido de gran consideración por tratarse de importantes reservorios de carbono [10]. La remoción de los bosques para el aprovechamiento agropecuario de los suelos, o para la obtención de productos forestales, implica una emisión considerable de dióxido de carbono a la atmósfera, así como la reducción de su superficie por grandes incendios [11, 12]. Los bosques tropicales sufren las mayores pérdidas, seguidos de los boreales. Durante el periodo 2000-2012, los bosques tropicales de Brasil y los bosques tropicales secos en Argentina, Paraguay y Bolivia presentaron las mayores tasas de pérdida de bosque tropical [13]. En la última década las tasas de deforestación han disminuido, pero la variación neta sigue indicando pérdida de superficie boscosa [14].

Las herramientas geoespaciales han impulsado un nuevo enfoque en el estudio de ecosistemas boscosos, permitiendo mapear su extensión, monitorear su fragmentación y cuantificar su reducción. La capacidad de observación sistemática y a varias escalas de los sensores remotos provee información espacio-temporal de varias décadas [12]. Esta información se obtiene a bajo costo y en menor tiempo que un relevamiento a campo [13]. La multiplicidad de sensores remotos que existen en la actualidad han contribuido a detectar variaciones en la altura del canopeo, la superficie cubierta por leñosas (i.e. árboles y arbustos), la cantidad de biomasa aérea, el estado fenológico o la diversidad de especies arbóreas [12, 15]. A partir de esta información se realiza la clasificación de la vegetación, identificando distintos tipos [12]. Si bien la mayoría de los estudios de vegetación se basan en sensores pasivos (i.e. dependen de la luz solar reflejada desde la superficie terrestre), en las últimas décadas se ha incorporado el uso de sensores activos (i.e. poseen su propia fuente de iluminación de la superficie terrestre), como los sistemas de radar de apertura sintética (*Synthetic Aperture Radar* (SAR) por su sigla en inglés) o de *Laser Imaging Detection and Ranging* (LiDAR), para la caracterización de la vegetación. La ventaja de los SAR es que no se ven afectados por la influencia de la atmósfera en sus detecciones, lo que favorece la caracterización y clasificación de regiones con gran cobertura nubosa a lo largo del año [7, 16]. A su vez, distintas frecuencias en microondas (i.e. distintas longitudes de onda) interactúan con distintos componentes estructurales de la vegetación. Así, un radar en banda C va a permitir caracterizar mejor la canopia al interactuar con objetos pequeños, como hojas o ramas de menor tamaño, mientras que un radar en banda P puede brindar mejor información de la biomasa de los troncos porque interactúa con objetos más grandes y atraviesa el dosel sin percibirlo [7, 15].

Para caracterizar a la vegetación con imágenes de radar, en general, se busca relacionar la señal obtenida con variables biofísicas, principalmente con la cantidad de biomasa aérea [15, 17], y en menor medida con la cobertura, la altura de los árboles o el volumen del canopeo [15]. Esta relación permite modelar a las variables biofísicas sobre grandes extensiones, a menudo de difícil acceso, y obtener resultados más frecuentes para un mejor monitoreo. En los radares disponibles para la caracterización de la cobertura terrestre se utilizan distintas longitudes de onda para la radiación incidente. Las longitudes de onda más utilizadas son las correspondientes a las bandas X (entre 2,5 y 3,7 cm), C (entre 3,5 y 7,5 cm), L (entre 15 y 30 cm) y P (> 1 m). Cada banda, al trabajar en una longitud de onda diferente presenta una capacidad de penetración particular, lo que permite la interacción con distintos componentes de la vegetación. Varios trabajos han caracterizado y clasificado a la vegetación con datos de radar en distintas longitudes de onda [2, 18]. También se utilizan combinaciones de éstas entre sí o con productos de sensores ópticos [15, 17, 19]. De estos estudios se desprende que las mejores bandas para clasificar bosques son la P y la L, porque pueden atravesar el dosel e interactuar con los troncos de los árboles, brindando, por ejemplo, una mejor medida de biomasa [15, 17]. Por otra parte, se observó que las bandas X y C, muy utilizadas y probadas, saturan fácilmente a partir de cierta cantidad de biomasa y solo interactúan con el canopeo [19]. La mayoría de estos trabajos de caracterización de la vegetación con datos de radar se han desarrollado en bosques tropicales, por ser estos los más abundantes y biodiversos en el planeta [2], mientras que otros bosques han recibido menor atención. Algunos trabajos han caracterizado bosques boreales [17], e incluso sabanas [15, 20, 21]. En el trabajo de Naidoo y colaboradores [15] se concluye que la banda L permite caracterizar y clasificar mejor la vegetación de una sabana, y lo atribuyen a que es más difícil en este tipo de ambientes alcanzar el umbral de saturación de esta banda. Por otra parte, en un trabajo sobre bosques boreales, Schlund y Davidson [17] arribaron a la misma conclusión: la banda L permite clasificar de manera más efectiva vegetación con un contenido de biomasa menor (i.e. menor a la biomasa de los bosques tropicales).

En la última década, además de la intensidad de la señal de radar, se han comenzado a incorporar los atributos polarimétricos de esa señal en el estudio de la vegetación [7]. Los modelos de polarimetría SAR (PolSAR) que se utilizan para comprender e interpretar los mecanismos de dispersión observados brindan la posibilidad de detectar variaciones espaciales y temporales en la cobertura de la vegetación [22]. El desarrollo de radares full polarimétricos permite caracterizar a la vegetación a partir de la relación de sus propiedades con los mecanismos físicos de retrodispersión. En este contexto, y considerando que, normalmente cuando se trabaja con datos ópticos se calculan índices, se han desarrollado índices de vegetación de radar, que permiten, por ejemplo, monitorear cultivos [23]. Uno de los primeros índice de este tipo, el RVI fue desarrollado por Kim y van Zyl [24], y propuesto para identificar superficies con vegetación en el marco de un estudio de humedad del suelo. Este índice busca modelar a la vegetación considerándola como una colección de dipolos orientados aleatoriamente, y ha sido probado con éxito en distintos trabajos [24, 25, 26]. A partir de esta propuesta se ha generado un nuevo índice, el GRVI, para caracterizar a la vegetación contemplando los atributos polarimétricos de los datos de radar [22, 23]. El nuevo índice se basa en la idea de distancias geodésicas entre matrices de Kennaugh proyectadas en una esfera unitaria. Esta distancia permite calcular una medida de similitud entre la matriz de Kennaugh observada y un modelo de dispersión de volumen generalizado [22, 23]. El GRVI se ha utilizado para el monitoreo de cultivos y ha mostrado buenos resultados al copiar el comportamiento temporal de parámetros biofísicos, como el índice de área foliar o el contenido de agua de la vegetación [22].

El bosque de caldén (*Prosopis caldenia*), también conocido como Caldenal, es un bosque templado que se ubica en el centro de Argentina, y cubre una amplia superficie que en la actualidad se encuentra fragmentada. Es un bosque xerófilo caducifolio que constituye un mosaico heterogéneo con amplias discontinuidades ocupadas por diferentes tipos de vegetación, y es propenso a sufrir procesos de desertificación [27]. La heterogeneidad implica la existencia y alternancia de distintas fisonomías, y está dada por la presencia de condiciones naturales variables [28], pero también por la constante intervención humana en los últimos 120 años [29]. Si bien el porcentaje de superficie cubierta por leñosas en la distribución del bosque permanece constante desde 1880, el tipo de cobertura ha sido dinámico. Los cambios han implicado pérdida de bosque hacia el este de la distribución del Caldenal, por cambio de uso del suelo a cultivo, y hacia el oeste por cambio a pasturas, pero también ganancia. El aumento de la cobertura de leñosas se produjo en la zona central de la distribución del Caldenal, en lugares que presentaban leñosas previamente y aumentaron su densidad, o en lugares donde las leñosas inicialmente estaban ausentes. La conversión de la vegetación nativa implicó una liberación neta a la atmósfera del 10 % del total del carbono disponible en 1880 [29]. Como ocurre en los bosques templados, el mayor contenido de carbono ($\approx 60\%$) se encuentra como carbono orgánico del suelo [30]. Sin embargo, el aumento paulatino de la cobertura de leñosas en el Caldenal en las últimas décadas influye directamente en el contenido y la distribución del carbono en el ecosistema, y altera los ciclos de agua y de nutrientes [29]. González-Roglich y colaboradores [30] determinaron una tasa promedio de acumulación de carbono para este ecosistema de 140 g/m^2 por año, con un gradiente de carbono que va de $4,5 \text{ kg/m}^2$ para pastizales a $16,5 \text{ kg/m}^2$ para bosques cerrados, pasando por arbustales con $8,4 \text{ kg/m}^2$ y bosques abiertos con $12,4 \text{ kg/m}^2$. Esto indica claramente que una mayor cobertura de especies leñosas implica una mayor presencia de carbono en el sistema [30].

El bosque de caldén ha sido caracterizado mediante sensores remotos, principalmente ópticos [29, 30] y en menor medida con radar [28]. Recientemente, Argentina ha puesto en órbita dos radares de apertura sintética, los SAOCOM 1A (2018) y 1B (2020) con el

objetivo central de medición de la humedad del suelo y aplicaciones en emergencias. La fabricación y puesta en órbita de estos satélites se enmarca en el Plan Nacional Espacial, un plan estratégico de prioridad nacional que tiene como objetivo desarrollar el conocimiento y la tecnología en el campo espacial. El proyecto SAOCOM fue desarrollado por la Comisión Nacional de Actividades Espaciales (CONAE) en colaboración con la Agencia Espacial Italiana (ASI), e integra de manera operacional el Sistema Ítalo Argentino para la Gestión de Emergencias (SIASGE) junto con los satélites italianos COSMO-SkyMed [31]. Los satélites SAOCOM tendrán una vida útil de aproximadamente 5 años y presentan una revisita de 8 días. Permiten prevenir, monitorear y evaluar catástrofes, y también presentan aplicaciones en agricultura para humedad del suelo e índices de vegetación, aplicaciones hidrológicas, costeras y oceánicas, aplicaciones en nieve, hielo y glaciares, entre otras áreas. Actualmente, los satélites SAOCOM se convirtieron en los SAR en banda L con mayor performance y han despertado mucho interés en la comunidad científica internacional [32]. El objetivo de este trabajo de tesis es hacer un análisis exploratorio de la relación entre datos full polarimétricos de imágenes SAOCOM y atributos del bosque de caldén, particularmente la biomasa aérea, a fin de evaluar la capacidad de estos datos para caracterizar este tipo de bosque. Para concretar este objetivo se utilizaron datos de radar en banda L de imágenes SAOCOM, y se calculó el índice de vegetación de radar generalizado (GRVI) [22] y otros atributos de las imágenes de radar. El GRVI se obtuvo utilizando el lenguaje de programación R, y el código generado para su cálculo se pueden obtener en un repositorio público, junto con una muestra de los datos de radar, en el siguiente enlace: <https://github.com/InstitutoGulich/Tesis-MAIE-Elisa-Frank-Buss.git>.

Capítulo 2

Marco Teórico

2.1. Antecedentes

El estudio de los bosques en función de información de sensores remotos activos involucra principalmente la estimación de la biomasa, a partir de la cual se puede evaluar el contenido de carbono de la vegetación, debido a que la mitad de la biomasa corresponde a este elemento [18, 33]. Esto convierte a la biomasa en una variable climática esencial, con una importancia fundamental en el marco del calentamiento global [33, 34], además de poder considerarse como una variable *proxy* para determinar características de los ecosistemas, como su productividad [18]. La biomasa vegetal se mide en masa por unidad de superficie, y refiere al tejido vegetal de todos los componentes de las plantas, vivas y muertas, y según su posición se la suele dividir en tres tipos, aérea, de la materia orgánica (i.e. primeros centímetros del suelo) y subterránea [35]. La biomasa aérea (*Aboveground Biomass (AGB)*) es una variable biofísica clave y refiere a toda la biomasa vegetal sobre el suelo, incluidos tallos, tocónes, ramas, cortezas, semillas y follaje [36]. Esta variable se ha estimado a través de distintos métodos y de datos de diferentes sensores remotos, tanto ópticos como de radar. En las últimas décadas, la disponibilidad cada vez mayor de sensores activos ha permitido un gran número de pruebas con este tipo de datos [37], considerados más adecuados para la estimación de variables biofísicas de la vegetación porque las distintas longitudes de onda del radar pueden penetrar a diferentes profundidades en el dosel, lo que favorece la interacción de la señal con la biomasa a distintas alturas [4]. Diversos trabajos de estimación de biomasa han informado valores del error cuadrático medio aceptables, por ejemplo, entre 14 y 18 t/ha para un bosque con un rango de biomasa entre 4,24 y 185,08 t/ha, aunque en otro caso el error fue mayor, alcanzando valores cercanos a las 100 t/ha para un bosque con un máximo alrededor de 250 t/ha [38].

La forma más sencilla de caracterizar a los bosques y sus variables biofísicas a través de productos de radar es mediante la relación de estas variables con el coeficiente de retrodispersión [18, 38]. Este enfoque se basa en el hecho de que al incrementarse la biomasa forestal la intensidad de la señal medida por el radar también se incrementa. La sensibilidad del coeficiente de retrodispersión a los distintos elementos constituyentes del dosel depende de la longitud de onda de la señal, así como de las polarizaciones consideradas. La principal dificultad que este enfoque presenta es que al estimar la biomasa se produce un umbral de saturación, o sea, un valor del contenido de biomasa por encima del cual no es posible establecer diferencias [18]. Para la banda L, por ejemplo, el valor de saturación varía entre 40 y 150 t/ha, dependiendo del tipo y la estructura del bosque, y los mejores resultados

2.1 ANTECEDENTES

de estimación de biomasa con esta banda se obtienen generalmente por debajo de las 150 t/ha [19]. La bondad de ajuste de los modelos de biomasa y el umbral de saturación no solo varían con la longitud de onda, sino que están influenciados por el ángulo de incidencia del sensor, el tipo de bosque, la topografía y las condiciones ambientales [18]. Por el problema de saturación se considera que estimar la biomasa a través del coeficiente de retrodispersión es una metodología limitada [38].

En las últimas décadas, el estudio de la relación entre la señal del radar y la biomasa se fue complejizando, así como los modelos que se utilizan para relacionar a las propiedades de la señal con la variable biofísica. Los estudios más complejos implican análisis multitemporales, que mejoran la estimación a través de una reducción del efecto del *speckle* [39] o de la incidencia de las condiciones ambientales [37]; análisis multifrecuencia (i.e. combinación de bandas de distintas longitudes de onda, y por ende de distintas frecuencias) [19, 15, 40]; análisis polarimétricos (PolSAR), interferométricos (InSAR), la combinación de estos dos últimos (PollnSAR), y los análisis de tomografía de radar (TomoSAR) [18, 41]. En relación a resultados obtenidos, Englhart y colaboradores [19] lograron modelar la biomasa en un bosque tropical de Indonesia, y obtuvieron valores de umbrales de saturación de 50 t/ha para banda X y de 126 t/ha para banda L, pero estos umbrales crecieron considerablemente al realizar el modelo considerando un análisis multitemporal (80 y 300 t/ha, respectivamente). Por su parte, Naidoo y colaboradores [15] encontraron buenos resultados (valores de $R^2 > 0,70$) para la estimación con banda L de distintas variables biofísicas, como la biomasa, la cobertura y el volumen de la vegetación leñosa, para arbustales en África. También probaron un modelo multifrecuencia en el que combinaron las bandas L, C y X, y obtuvieron valores de $R^2 > 0,80$. Sin embargo, consideraron que si bien las mejoras fueron evidentes al combinar distintas bandas, éstas fueron marginales en comparación con el modelo que solo incluye a la banda L. Collins y colaboradores [20] encontraron una muy buena relación ($R^2 = 0,92$) entre la biomasa y el coeficiente de retrodispersión de la polarización HV de banda L para sabanas tropicales en Australia, y esta polarización no presentó un umbral de saturación evidente en su análisis.

El uso de datos polarimétricos (PolSAR) se percibió como una forma de mejorar los modelos de biomasa porque se obtiene la matriz completa de información de la dispersión de la señal [18] y la capacidad de la polarimetría para identificar diferentes aspectos de la estructura de los bosques mostró un gran potencial [42]. De esta forma se comenzó a trabajar no solo con el coeficiente de retrodispersión o los cocientes de bandas, sino también con estadísticas de coherencia y fase de la onda de radar [18]. Además, se demostró que agregar esta información en los modelos permite elevar el umbral al que se produce la saturación de la señal [42]. Los datos PolSAR se han usado con éxito en la clasificación de tipos de cobertura, diferenciando incluso bosques en distintas etapas sucesionales. También, al combinar datos PolSAR con información interferométrica (PollnSAR) se demostró que el mapeo de bosques es más eficaz [18]. La interferometría se basa en la diferencia de fase entre dos adquisiciones de radar que permite obtener la topografía del terreno, estimar alturas y detectar cambios sutiles, y los datos PollnSAR han demostrado ser útiles para la estimación de la altura de los bosques a escala regional. Para conocer la estructura vertical del bosque se ha desarrollado otra técnica, conocida como tomografía SAR (TomoSAR), donde se trabaja con la combinación de amplitud y fase de una misma adquisición. Mientras que para identificar categorías forestales dentro de un mismo bosque, una tarea muy compleja porque la información de los parámetros polarimétricos suele confundir categorías muy similares entre sí, se suelen obtenerse atributos extras de las polarizaciones, basados en el cálculo de textura. Además, se ha comprobado que los datos polarimétricos son buenos en la detección de cambios en bosques, por lo que son útiles en la identificación de cicatrices

de incendios y de zonas deforestadas [18].

La polarimetría juega un papel importante al permitir descomponer la señal proveniente de diferentes procesos de dispersión causados por distintos tipos de coberturas. Para distinguir estos procesos de dispersión, y por ende las coberturas que los originan, y mejorar la extracción de información de las escenas de radar, se han desarrollado distintas descomposiciones polarimétricas que también han probado ser adecuadas para la estimación de biomasa. El hecho de usar descomposiciones en el modelado de la biomasa implica elevar el umbral de saturación [38]. Persson y colaboradores [43] estudiaron bosques boreales (rango de biomasa de 0 a 400 t/ha) mediante los componentes de la descomposición de Yamaguchi, y obtuvieron errores cuadráticos medios de 58,1 t/ha para banda C y de 60,6 t/ha para banda X, con un umbral de saturación de 300 t/ha para esta última banda, mientras que para banda C no observaron ningún valor de saturación. Por otra parte, Zeng y colaboradores [42] estimaron biomasa en un bosque subtropical y un bosque templado de China a partir del coeficiente de retrodispersión y los componentes de distintas descomposiciones, como Yamaguchi, Freeman-Durden, entre otras, y compararon las bandas C y L. Obtuvieron mejores resultados en el bosque subtropical, que presentó un contenido de biomasa menor a 150 t/ha. Este resultado se obtuvo con la banda C y concluyeron que para su estudio la banda C tiene más sensibilidad que la banda L para sitios con menor contenido de biomasa.

Los resultados observados en la bibliografía demuestran que las propiedades del radar, como intensidad, fase o coherencia presentan comportamientos particulares sobre zonas boscosas y pueden ser utilizadas para la estimación de variables biofísicas, o para otros fines, como la clasificación o la detección de cambios [18]. Sin embargo, no están claras las ventajas de una técnica sobre otras, ya que un mismo tipo de bosque caracterizado con distintas técnicas presenta resultados discordantes, así como una misma técnica no es siempre la mejor opción para todos los tipos de bosque. Algo similar ocurre con el uso de distintas longitudes de onda y la combinación de estas. Las longitudes de onda más largas pueden agregar información a las más cortas, debido a la profundidad de penetración y a la interacción de cada longitud con distintos componentes del dosel, mejorando los resultados [18], aunque este aporte puede no ser siempre significativo, como se observó en el trabajo de Naidoo y colaboradores [15]. Particularmente, para la estimación de la biomasa se debe considerar que los métodos no son extrapolables, ya que producen resultados discrepantes, incluso cuando se trata de datos del mismo sensor. La gran variabilidad de los resultados resalta a su vez la influencia de las características del bosque (e.g. densidad o composición de especies), así como las del sensor (e.g. geometría de adquisición, principalmente ángulo de incidencia) y las del ambiente (e.g. topografía o contenido de humedad) [38].

Las propiedades polarimétricas de datos PolSAR también han sido ampliamente utilizadas para caracterizar cultivos [44]. Una de las ramas más prometedoras de esta área tiene que ver con el monitoreo del crecimiento de los cultivos, al relacionar los mecanismos de retrodispersión con las etapas del ciclo fenológico [23]. El GRVI surge como una versión mejorada de índice de vegetación de radar y ha probado ser útil para el monitoreo de cultivos [22]. Previo al GRVI, se ha implementado el RVI [24], un índice de vegetación obtenido a partir de datos SAR mediante cálculos matemáticos sencillos entre los valores del coeficiente de retrodispersión de distintas polarizaciones [22, 45]:

$$\text{RVI} = \frac{8\sigma_{hv}}{\sigma_{hh} + \sigma_{vv} + 2\sigma_{hv}}. \quad (2.1)$$

El GRVI presenta una mayor complejidad de cálculo al requerir datos full-polarimétricos, considerar el concepto de distancias geodésicas entre matrices, e incluir el modelo de dispersión de volumen generalizado propuesto por Antropov y colaboradores [41] como modelo

teórico de contraste para la generación de resultados [22]. El RVI, también propuesto como una herramienta de monitoreo del crecimiento de cultivos a través de series de tiempo, ha sido relacionado con variables biofísicas como el contenido de agua de la vegetación, el peso seco y la altura de las plantas [25, 45]. Según sus autores, el RVI es un parámetro sensible al nivel de biomasa presente. Este índice se calcula a través del espectro de autovalores obtenido de la matriz de coherencia T (o de covarianza C) [45], e implica una medida de la aleatoriedad de la dispersión en la vegetación [23]. Sus valores oscilan entre 0 y 1, con valores cercanos a 0 para superficies desprovistas de cobertura, y aumenta a medida que la cobertura lo hace, por ejemplo, con el crecimiento de un cultivo. Kim y colaboradores [25] consideran que el RVI se ve poco afectado por cambios en las condiciones ambientales y por los efectos ocasionados por variaciones en el ángulo de incidencia, lo que lo convierte en una buena herramienta. Entre los resultados logrados a partir de este índice se encontró que el RVI es particularmente útil para monitorear cultivos con un rango dinámico alto, porque correlaciona mejor con el contenido de agua de la vegetación. Además, responde bien al crecimiento de cultivos, como el trigo, pero presenta una respuesta pobre ante el crecimiento de una pastura [26]. Por otra parte, en relación a cultivos de arroz y de soja, el RVI calculado a partir de banda L correlaciona bien con el contenido de agua, el índice de área foliar y también con el NDVI de estos cultivos [45].

El GRVI surge con el mismo objetivo que el RVI, el monitoreo de cultivos, pero su forma de cálculo implica que el índice sea más invariante y que presente un mayor rango dinámico, permitiendo diferenciar más estadios a lo largo del ciclo fenológico [22]. Este índice se ha probado para distintos cultivos y se ha comparado con el RVI. Ratha y colaboradores [22] monitorearon el crecimiento de trigo y de soja, y relacionaron estos índices con el contenido de agua del cultivo y el índice de área de la planta (equivalente al índice de área foliar, pero considerando toda la planta y no solo las hojas). Los índices fueron obtenidos de imágenes full-polarimétricas RADARSAT-2 en banda C, para distintas fechas a lo largo de los períodos fenológicos. En el caso del trigo, encontraron que ambos índices modelaron los estadios de crecimiento, aumentaron al inicio de las etapas fenológicas, se correlacionaron con el índice de área de la planta, y disminuyeron hacia la etapa de maduración, al disminuir el contenido de agua en el cultivo en esta etapa. Con el aumento de la dispersión por volumen al crecer el cultivo, el GRVI alcanzó valores de 0,60. Una mayor dispersión de volumen implica mayor similitud entre las matrices K (la matriz de Kennaugh observada y la matriz de Kennaugh del modelo de volumen generalizado) comparadas a través de la distancia geodésica (para más detalle ver Sección 2.2.2). En relación a los resultados de las correlaciones, el GRVI obtuvo coeficientes de correlación ligeramente superiores ($R = 0,66$ y $R = 0,77$, para el contenido de agua y el índice de área de la planta, respectivamente) al RVI ($R = 0,55$ y $R = 0,63$, para el contenido de agua y el índice de área de la planta, respectivamente). En el caso de la soja, los autores [22] encontraron resultados similares para los índices, con una separación más prominente entre ambos en el periodo de fructificación. Al igual que con el trigo, el análisis temporal de GRVI y RVI muestra tendencias similares a lo largo del crecimiento del cultivo. Sin embargo, para este cultivo el análisis de correlación muestra un mejor ajuste por parte del GRVI con los parámetros biofísicos ($R = 0,89$ y $R = 0,92$, para el contenido de agua y el índice de área de la planta, respectivamente) que para el RVI ($R = 0,74$ y $R = 0,66$, para el contenido de agua y el índice de área de la planta, respectivamente). Estos resultados de correlación son incluso mejores que los obtenidos para el trigo [22]. Otro cultivo cuyo ciclo fenológico se modeló con el GRVI obtenido a partir de imágenes RADARSAT-2 fue el arroz [23]. Este trabajo se desarrolló en India, donde el uso de datos de radar es muy favorable porque los cultivos de arroz se desarrollan durante períodos monsónicos, con abundante cobertura de nubes, lo que reduce las posibilidades de monitoreo con sensores ópticos. Al igual que con los cultivos antes mencionados, ambos

índices (GRVI y RVI) copiaron el desarrollo del arroz. Los valores máximos de los índices se obtuvieron en la etapa de floración y se mantuvieron altos durante la etapa de maduración. Los resultados mostraron un rango mayor para el GRVI, lo que permite diferenciar mejor las etapas fenológicas. A su vez, este índice está mejor correlacionado ($R > 0,80$) con el índice de área de la planta que el RVI. Como valor agregado en este trabajo, comprobaron que el GRVI puede distinguir lotes de arroz cultivados con dos técnicas diferentes [23]. El GRVI también se ha probado recientemente en la clasificación de cultivos, donde se ha combinado con los coeficientes de retrodispersión para distinguir campos cultivados con ajo o con trigo de invierno [44]. Si bien el resultado es un poco confuso en algunas etapas del ciclo fenológico donde ambos cultivos tienen características estructurales similares, los autores concluyeron que la combinación del GRVI con los coeficientes de retrodispersión es útil en la clasificación de estos cultivos.

Los principios de cálculo del GRVI contemplan de manera más conveniente la dispersión de volumen proveniente de la vegetación al incorporar el modelo de dispersión de volumen generalizado de Antropov y colaboradores [41] y al considerar un parámetro de modulación (β) que le permite captar mejor cambios morfológicos. De esta manera se justifica la relación entre el crecimiento de los cultivos y sus propiedades físicas. Además el GRVI presenta un rango dinámico mayor, que se alinea mejor con las variaciones en el coeficiente de retrodispersión y con el rango de variación de los parámetros biofísicos de la vegetación. Esto implica que el GRVI sea una versión mejorada de índice de vegetación de radar [23], y que sea una herramienta potencial para caracterizar otros tipos de vegetación, como los bosques.

2.2. Principios teóricos

En esta Tesis no se pretende hacer una explicación exhaustiva sobre polarimetría, solo se mencionan y definen algunos conceptos necesarios para comprender el cálculo del GRVI. Para quien quiera adentrarse en polarimetría (y también para SAR en general), se recomienda el libro de Iain Woodhouse, *Introduction to Microwave Remote Sensing* [4], donde en el capítulo 4 se desarrollan los principios básicos de la polarimetría, capítulo que se complementa muy bien con el capítulo previo (3) sobre los fundamentos físicos de la teledetección con microondas. También se recomienda el libro recientemente publicado, *Polarimetric SAR Imaging*, más avanzado, específico de polarimetría y de acceso libre, en especial el capítulo 2, *Forest Applications*. Para obtener información más gráfica sobre la temática son recomendables la presentación en el canal de Youtube de la IEEE GRSS del Dr. Carlos López-Martínez, *Signal Processing of Polarimetric SAR: Detection and Parameter Extraction* [46]; y el webinar del Programa de Entrenamiento sobre Sensores Remotos Aplicados (ARSET por sus siglas en inglés) de la NASA, *Mapping Crops and their Biophysical Characteristics with Polarimetric SAR and Optical Remote Sensing* [3], que incluye una versión en español. Para quien pretenda adentrarse más en profundidad en la polarimetría, de una forma más avanzada, se recomiendan el clásico libro *Polarimetric radar imaging, from basics to applications*, de Jong-Sen Lee y Eric Pottier [47], y el nuevo libro de Yohio Yamaguchi, *Polarimetric SAR Imaging, Theory and Applications* [48].

El modelado de la interacción de las microondas con la vegetación es complejo. La canopia constituye un volumen heterogéneo con distintos componentes que varían en número, forma y tamaño. Además, la distribución de los componentes en la estructura de la vegetación implica que los objetos de mayor tamaño (troncos) estén más próximos al suelo y los más pequeños y numerosos (hojas y ramas) por encima de estos [4]. Esta diferencia de

tamaños y posiciones determina distintas interacciones con diferentes longitudes de onda. Por esto se considera que la banda P, de mayor longitud de onda ($> 1 \text{ m}$) entre los radares de aplicaciones científicas existentes, tiene la mayor penetración y, por lo tanto, la mayor sensibilidad para la estimación de la biomasa, luego le sigue la banda L (entre 15 y 30 cm de longitud de onda), la C (entre 3,5 y 7,5 cm de longitud de onda) y la X (entre 2,5 y 3,7 cm de longitud de onda). De esta manera las bandas X y C van a interactuar principalmente con la canopia (i.e. hojas, ramas pequeñas, flores y frutos), la banda L va a interactuar con las ramas y la banda P con los troncos de los árboles (Figura 2.1) [4, 41]. Para las longitudes de onda mayores los componentes de la canopia son pequeños en relación al tamaño de la onda, y así las bandas P y L atraviesan el dosel e interactúan con ramas grandes y troncos, e incluso con el suelo.

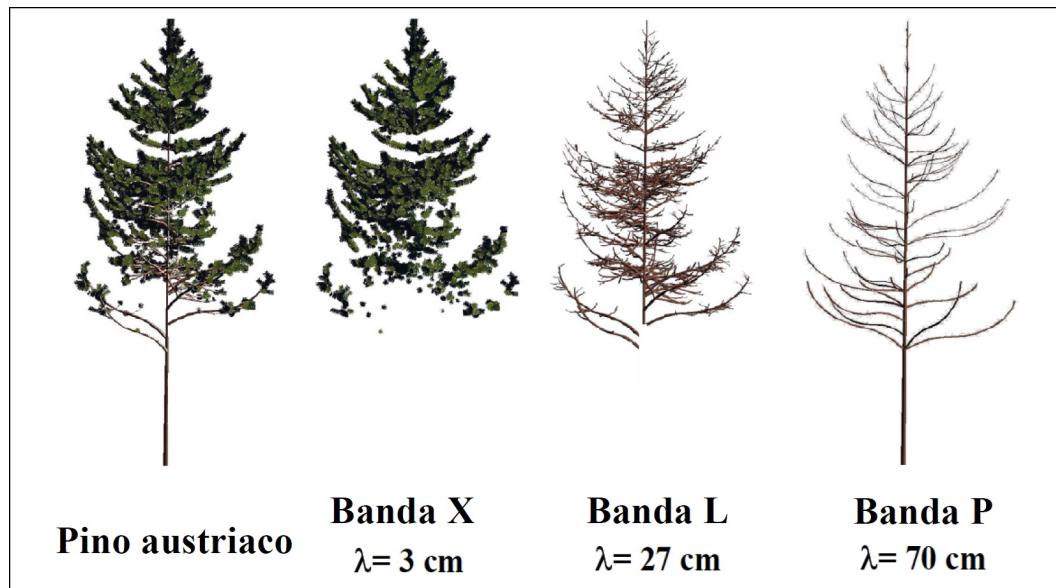


Figura 2.1: Ilustración de las partes de un pino austriaco con las que interactúa cada longitud de onda (λ). Valores de λ aproximados. Extraído de [1].

La complejidad de formas, tamaños, número y ubicación de los elementos, su ángulo de orientación y sus propiedades dieléctricas derivan en la conveniencia de modelar a la vegetación como un volumen con elementos orientados al azar. Esta suposición consiste en que al haber tantas formas y tamaños en diferentes orientaciones, el efecto acumulativo de la dispersión hace que el dosel parezca un volumen compuesto de objetos idénticos idealizados, siendo las propiedades de cada objeto representativas en manera promedio de los objetos del dosel, y la orientación aleatoria permite representar la amplia gama de ángulos de orientación reales [4]. Considerando este principio teórico, se puede relacionar el coeficiente de retrodispersión con la biomasa, y lo que se obtiene es una correlación positiva, a mayor valor del coeficiente, mayor contenido de biomasa. Esta relación, como se mencionó anteriormente, normalmente ocurre hasta un umbral de saturación, donde el aumento en el contenido de biomasa ya no es percibido por la señal del radar. Esto se explica porque a cierta densidad de biomasa el bosque se vuelve opaco a la señal y solo se produce una retrodispersión de las capas superiores de la canopia, sin detectar los elementos de la biomasa que están por debajo. Se considera que la correlación de la biomasa y la retrodispersión se produce mejor para señales de longitud de onda grande, pero también para la polarización cruzada (HV), porque las formas de la vegetación contribuyen de manera diferente según la polarización. Los tallos verticales, por ejemplo, tenderán a aumentar las dispersiones verticales, mientras que las hojas grandes y planas van a presentar menos contraste entre las respuestas de señales polarizadas horizontal o verticalmente (Figura 2.2). En este contexto

es donde se introduce a la polarimetría, como la técnica que puede permitir diferenciar a la vegetación según su estructura [4]. En esta sección se exponen los conceptos primarios de polarimetría de radar relevantes para este estudio.

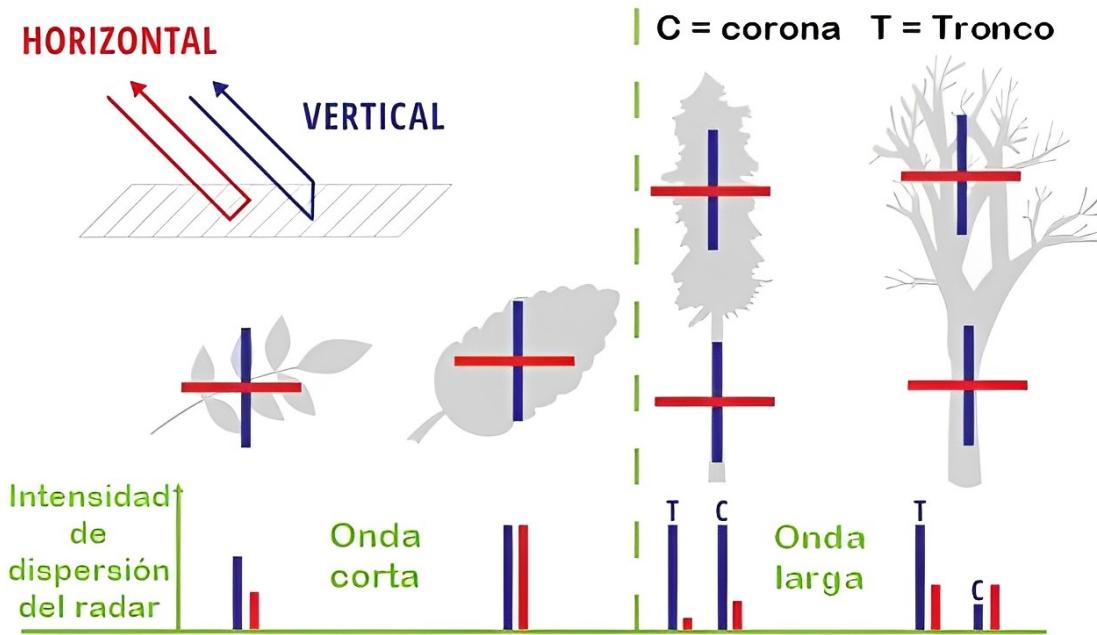


Figura 2.2: Esquema de la intensidad de la dispersión de la onda del radar según la interacción de las polarizaciones (horizontal en rojo y vertical en azul) con distintos componentes de la vegetación. Las ondas de longitud de onda corta interactúan con las hojas, mientras que las de longitud de onda larga lo hacen con la corona de los árboles y con los troncos. Modificado de [2].

2.2.1. Polarimetría

La importancia de la polarimetría de radar radica en su relación con las propiedades de los objetos. Los datos polarimétricos son muy potentes porque contienen información sobre la orientación de los elementos en la superficie, lo que se puede utilizar para distinguir entre tipos de objetos. Si un objeto tiene una forma u orientación definida, las ondas incidentes con diferentes polarizaciones darán como resultado respuestas polarizadas de manera diferente. Al describir las propiedades polarimétricas de un objeto es posible determinar algunas de sus propiedades físicas. Por ejemplo, la forma particular en que las microondas interactúan con las características de la superficie permite obtener información del contenido de humedad de la misma, o de sus características físicas, como tamaño, forma u orientación [4]. El proceso de obtención de datos polarimétricos radica en transmitir una onda completamente polarizada y captar la respuesta, que consiste en varias ondas con distintas amplitudes y fases, parcial o totalmente polarizadas. La polarimetría de radar estudia por qué y cómo surgen estas diferencias en las polarizaciones en función de las características de la superficie irradiada, por lo tanto, se la puede considerar como la ciencia de adquirir, procesar y analizar el estado de la polarización de un campo electromagnético [3]. La polarización describe la forma y orientación que traza el campo eléctrico de la onda electromagnética, y en ondas con una frecuencia fija, la polarización observada en una posición fija toma forma de figuras geométricas simples, como líneas, elipses o círculos. Usualmente, los radares solo transmiten o reciben polarizaciones lineales, verticales (V) u horizontales (H) (Figura 2.3). El análisis

de las diferentes combinaciones de estas polarizaciones transmitidas y recibidas es lo que estudia la polarimetría de radar [3].

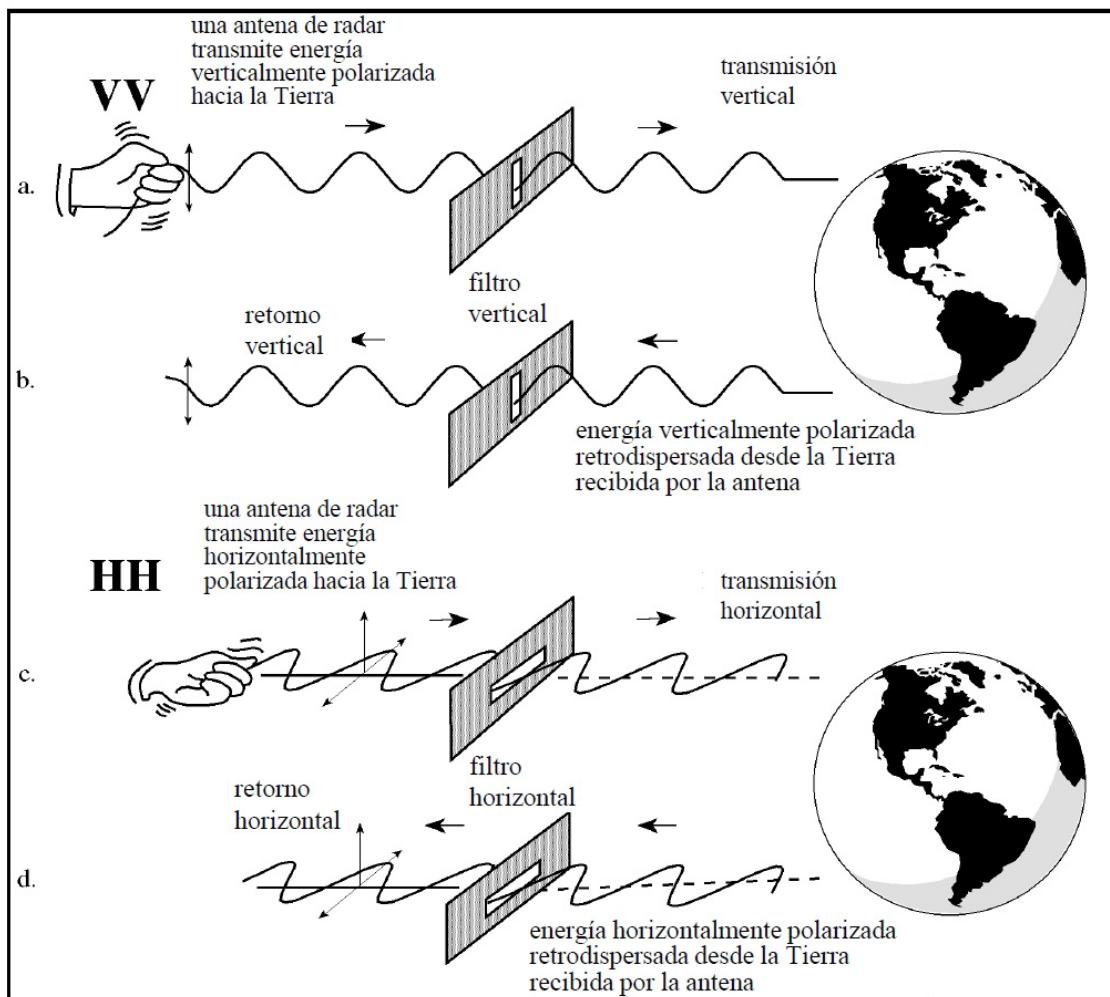


Figura 2.3: Simulación de la incidencia de una onda verticalmente polarizada hacia la superficie de la Tierra (a) y su regreso (b). En ambos casos la señal simulada atraviesa un filtro que garantiza la polarización vertical. En c y d se considera el mismo procedimiento, pero el filtro utilizado es horizontal, lo que garantiza la polarización horizontal en las ondas. Extraído de [3].

Otra característica importante de la onda a considerar en los estudios polarimétricos es la fase. La fase refiere a la situación instantánea en un ciclo de la onda (i.e. ciclo de onda sinusoidal), en grados o radianes. Un radar full-polarimétrico transmite y recibe todas las combinaciones de polarizaciones horizontal y vertical, y también registra la diferencia de fase entre ellas (Figura 2.4). Cada vez que hay una interacción con un objeto en la superficie, las polarizaciones entran y salen de fase entre sí. Cuando hay un número impar de rebotes, HH y VV están en fase, y cuando hay un número par de rebotes están fuera de fase. La diferencia de fase entre polarizaciones iguales (HH o VV) es útil para caracterizar la estructura de los objetos en la superficie, ya que los valores son indicativos del número de rebotes que experimenta la señal incidente antes de regresar al radar. Cuando la diferencia de fase es de 0° se interpreta como un número impar de rebotes, y es característico de la dispersión de superficies rugosas. Mientras que una diferencia de fase de 180° se interpreta como un número par de rebotes y es característico de la dispersión de dos superficies perpendiculares (doble rebote). Los valores entre estos dos extremos se interpretan como dispersión por volumen [3]. La onda transmitida por el sensor siempre está completamente polarizada, pero la polarización de la onda que regresa depende de las características del objeto retrodispersor. Podemos considerar dos tipos de objetos, objetos coherentes e

incoherentes. La retrodispersión de un objeto coherente está totalmente polarizada, como en el caso de construcciones antrópicas como los edificios, mientras que para los objetos incoherentes, la dispersión tiene una polarización parcial o es despolarizada. La despolarización ocurre cuando se producen múltiples rebotes dentro de un medio constituido por estructuras orientadas al azar, como en la mayoría de las superficies naturales. Por ejemplo, la dispersión desde una superficie rugosa implica que los retornos sean en la misma polarización transmitida, mientras que en zonas boscosas ocurren varios rebotes dentro del dosel que despolarizan la señal, lo que puede implicar el retorno en la polarización opuesta a la transmitida (crospol) [3].

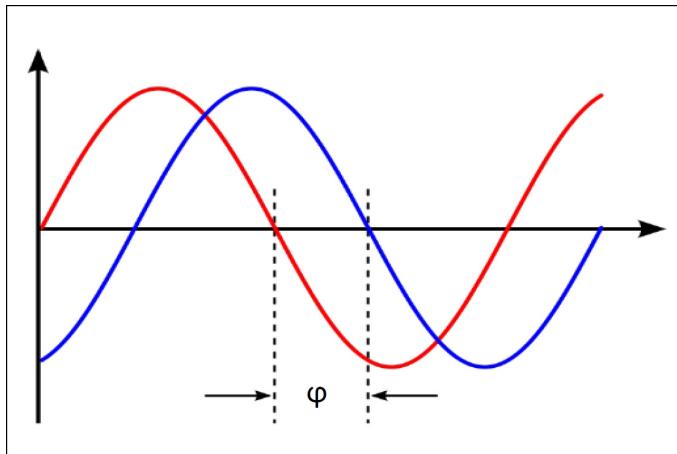


Figura 2.4: Diferencia de fase (φ) entre dos ondas de igual amplitud. Extraído de [3].

Por último, resulta importante mencionar dos consideración finales en relación a la polarimetría. La primera es que los análisis polarimétricos se consideran invariantes de base, esto significa que la base polarimétrica (i.e. los ejes en los que se representan las polarizaciones) se definen de manera arbitraria. Esto significa que los análisis se concentran en las propiedades polarimétricas que describen al objeto en estudio, y no dependen de la elección del sistema de representación. Siempre es mejor caracterizar a un objeto en base a sus propiedades, y no en la manera en que se lo observa o se registran los datos. La segunda consideración importante dentro de la polarimetría es que la información polarimétrica es independiente de las variaciones en la intensidad total medida. O sea, el coeficiente de retrodispersión puede estar brindando cierta información, mientras que las polarizaciones pueden estar dando otra información totalmente diferente [4].

2.2.1.1. Representación de la polarimetría

La polarimetría requiere de notación matemática y técnica a menudo considerada compleja. La polarización se representa mediante vectores en un sistema de coordenadas cartesianas, pero es conveniente representarla como una matriz 2×1 , donde el primer elemento indica la coordenada x del vector en el sistema y el segundo la coordenada y . Esta convención se llevó a cabo porque es más fácil manipular los elementos de un vector en forma matricial que trabajar con la dirección y la magnitud de un vector gráfico, y permite la aplicación de operaciones matriciales para modificar el vector [4]. Considerando además a la fase de la onda, otra estrategia matemática para representar a las polarizaciones es el uso de números complejos en el sistema de coordenadas cartesianas. Los números complejos permiten almacenar la amplitud y la fase en conjunto. La amplitud es la parte real y la fase la parte imaginaria del número complejo. Al representar un número complejo como un vector en los ejes cartesianos, donde la parte real del número se grafica en relación al eje x

(dimensión real), y la parte imaginaria en relación al eje y (dimensión imaginaria), la fase es el ángulo que se forma entre el eje x y el vector en sentido antihorario (valores de 0 a 360°). Y la amplitud de la onda es la longitud del vector [3].

También existe un artilugio matemático que consiste en representar a las polarizaciones sobre una esfera, denominada esfera de Poincaré. Esta esfera implica una forma de representar estados de polarización y su utilidad es principalmente como herramienta conceptual, más que como método gráfico. Para entender esta representación es necesario definir dos características de las ondas electromagnéticas, el ángulo de orientación (Ψ) y el ángulo de elipticidad (χ) (Figura 2.5). El ángulo de orientación en la representación de los ejes cartesianos es el ángulo entre la onda y el eje x , medido en sentido contrario a las agujas del reloj (valores de 0 a 180°). Mientras que el ángulo de elipticidad refiere a cuan elíptica es una polarización y se calcula considerando los ejes mayor y menor de la elipse que forma la polarización de la onda. Este ángulo varía entre -45° y 45° , y el signo indica si la rotación de la polarización es hacia la derecha o hacia la izquierda. Los valores extremos de este rango indican las polarizaciones circulares, y un ángulo de elipticidad de 0° indica una polarización lineal. La idea de usar una esfera para representar a la polarización de las ondas parte de que χ y Ψ actúan de manera similar a la latitud y a la longitud (Figura 2.6). Considerando esto, las polarizaciones se pueden representar en la superficie de una esfera usando 2Ψ para la longitud y 2χ para la latitud. Sobre el ecuador de la esfera de Poincaré se ubican todas las polarizaciones lineales, cada una con variación en el ángulo de orientación (longitud). Con un incremento de latitud se ubican las ondas polarizadas con incremento en su elipticidad, y en los polos se ubican las dos polarizaciones circulares. Adicionalmente, el radio de la esfera puede ser definido como una medida de la amplitud (o intensidad) de la onda polarizada. Esto convierte a la esfera de Poincaré en una imagen conceptual conveniente para todas las polarizaciones e intensidades (Figura 2.6) [4].

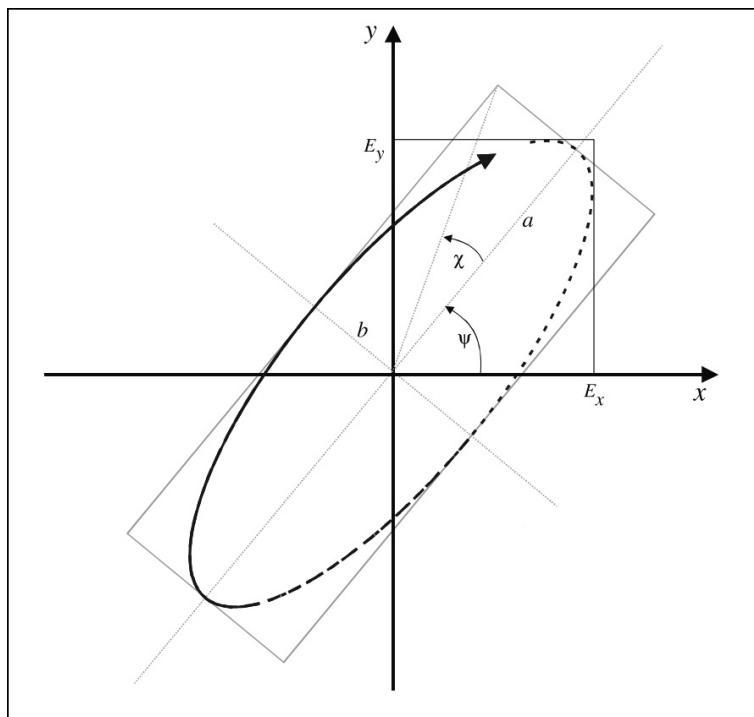


Figura 2.5: Patrón elíptico de polarización (considerando una onda que proviene desde la figura hacia afuera), donde se indica como se determinan el ángulo de elipticidad, χ , y el ángulo de orientación, Ψ . El tamaño de la elipse se rige por los componentes del vector de campo eléctrico, E_x y E_y (horizontal y vertical, respectivamente), a corresponde al eje mayor de la elipse y b al menor. Modificado de [4].

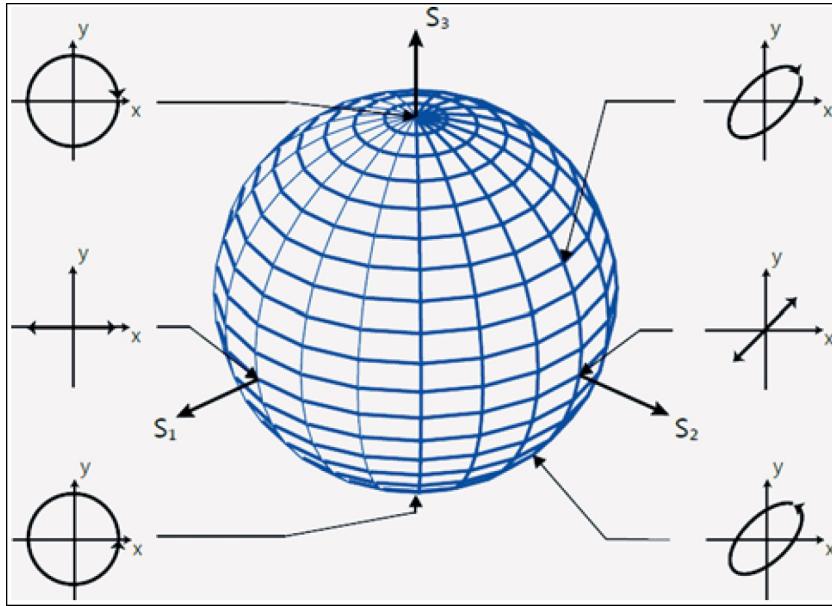


Figura 2.6: La esfera de Poincaré describe todos los posibles estados de polarización. Sobre el ecuador de la esfera se ubican las polarizaciones lineales, cada una con variación en el ángulo de orientación (longitud). Con un incremento de latitud se ubican las ondas polarizadas con incremento en su elipticidad, y en los polos se ubican las dos polarizaciones circulares. Extraído de [5].

2.2.1.2. Descripción matemática en polarimetría

A lo largo de la historia se han generado distintas formas matemáticas para describir a la radiación electromagnética como una onda. La simplificación más utilizada es la de las curvas sinusoidales (o cosinusoidales), funciones matemáticas que permiten modelar fenómenos periódicos (Figura 2.4). La onda se representa en un sistema de tres coordenadas (x , y , z) donde el eje z indica su dirección de desplazamiento (Figura 2.7). Por otra parte, la descripción matemática más sencilla de una onda polarizada es el uso de las dos componentes en el sistema de coordenadas cartesianas del vector de campo eléctrico (E_x y E_y), representadas de la siguiente manera:

$$E = \begin{pmatrix} E_x \\ E_y \end{pmatrix}. \quad (2.2)$$

No suele ser práctico medir de manera directa las componentes del vector de campo eléctrico. Ante esta situación el matemático George Stokes introdujo cuatro parámetros, basados en medidas ópticas, que permiten una completa descripción de una onda polarizada. Los parámetros de Stokes pueden describir una onda que se encuentra total o parcialmente polarizada, proporcionan información tanto de la intensidad como de la polarización, y representan los datos polarimétricos de una imagen. Estos parámetros son: I_0 , que es una medida de la potencia de la onda, y no brinda información sobre la polarización; Q que refleja la tendencia de la polarización a ser más vertical ($Q > 0$) u horizontal ($Q < 0$); U que expresa la tendencia de la onda a estar polarizada a $+45^\circ$ ($U > 0$) o a -45° ($U < 0$); y V que indica la rotación de la polarización, en horaria ($V < 0$) o antihoraria ($V > 0$) [4]. El vector de Stokes,

$$g = \begin{pmatrix} I_0 \\ Q \\ U \\ V \end{pmatrix}, \quad (2.3)$$

describe el estado de polarización, que depende de la polarización de la onda transmitida, así como de las propiedades de retrodispersión del objeto irradiado. Al interactuar con el objeto el vector de la onda incidente se transforma en un vector distinto. La relación entre estos dos vectores, el incidente y el retrodispersado, se puede describir eficientemente usando una matriz real 4×4 , llamada matriz de dispersión de Stokes o matriz de Mueller (M). Esta matriz relaciona las propiedades de polarización de la onda incidente y de la onda retrodispersada (no de las ondas transmitida y recibidas). Una versión más útil de esta matriz es la matriz de Kennaugh, K , en la cual la onda retrodispersada se describe desde el sistema de referencia de recepción en la antena (en lugar del de incidencia). De esta manera ambas ondas, la incidente y la retrodispersada, son descriptas desde el punto de vista de la antena del radar. Ambas matrices K y M son matrices reales, y constituyen el centro de la polarimetría, ya que describen la respuesta polarimétrica completa del objeto, o sea, describen al objeto y no a las ondas [4, 49].

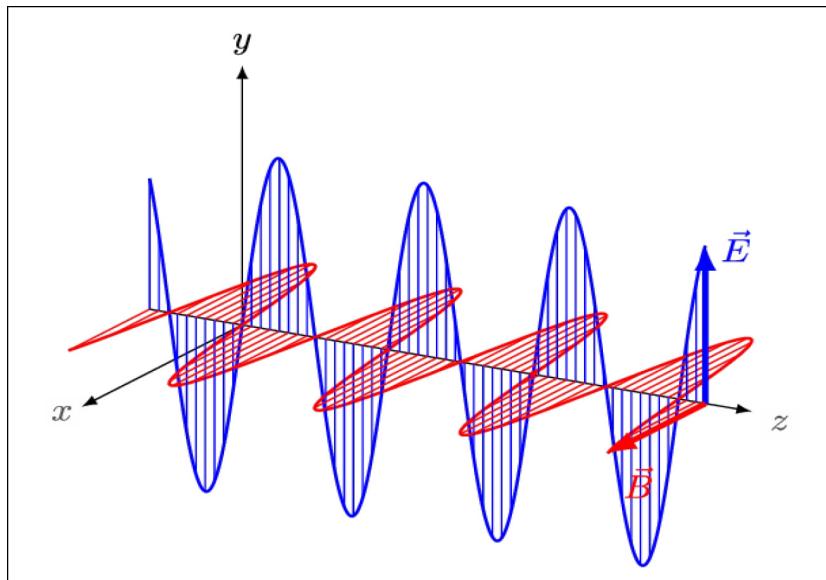


Figura 2.7: Representación de las ondas del campo electromagnético en un sistema de tres coordenadas, z corresponde al eje de desplazamiento. E corresponde al campo eléctrico de la onda y B al magnético. Modificado de [3].

Existen otras matrices para caracterizar la polarización de las ondas electromagnéticas en radar. La matriz de Stokes (S o matriz de dispersión) mencionada anteriormente:

$$S = \begin{pmatrix} S_{VV} & S_{VH} \\ S_{HV} & S_{HH} \end{pmatrix}, \quad (2.4)$$

también describe la relación de la onda incidente con la retrodispersada. En esta matriz tenemos todas las combinaciones de las polarizaciones transmitidas y recibidas. Cada elemento S_{pq} de la matriz es un número complejo que contiene la amplitud (parte real) y la fase (parte imaginaria) de las ondas transmitida (p) y recibida (q). Cuando los subíndices son iguales la medición se considera como co-polarizada (co-pol, HH y VV) y cuando son diferentes como cros-polarizada (cros-pol, HV y VH). Un radar que mide la amplitud y la fase de cada uno de los cuatro términos de la matriz S se conoce como full-polarimétrico, mientras que si mide un subconjunto de la matriz es parcialmente polarimétrico [4]. A partir de la matriz S se puede calcular la matriz K mencionada anteriormente.

En el contexto de las condiciones de observación de la Tierra se puede invocar el principio o teorema de reciprocidad, que en polarimetría implica que $S_{HV} = S_{VH}$. Esta simplificación es conveniente porque la cros-polarización tiene menor intensidad que la co-polarización, y

está más influenciada por el entorno o el ruido del instrumento. Al asumir la reciprocidad solo quedan tres medidas complejas en un sistema full-polarimétrico, para las cuales es conveniente definir un vector,

$$k = [S_{VV} \quad S_{HV} \quad S_{HH}]^T, \quad (2.5)$$

en lugar de una matriz, ya que es más fácil de utilizar en los cálculos [4]. El vector k se encuentra expresado en base lineal y el superíndice T refiere a su transpuesta. La base lineal no es considerada como la forma más eficiente de representar los datos polarimétricos, y se recurre a representar a este vector en base de Pauli:

$$k_P = \frac{1}{\sqrt{2}} [S_{HH} + S_{VV} \quad S_{HH} - S_{VV} \quad 2S_{HV}]^T. \quad (2.6)$$

En la ecuación del vector k_P el factor $1/\sqrt{2}$ normaliza el resultado. Para muchas aplicaciones este es un método más útil porque enfatiza la diferencia de fase entre los términos HH y VV [4].

A partir de estos vectores, deducidos de la matriz S considerando el principio de reciprocidad, se pueden calcular otras dos matrices complejas ampliamente utilizadas en estudios polarimétricos, la matriz de covarianza (C) y la matriz de coherencia (T). Estas matrices se consideran descriptoras de segundo orden y caracterizan la similitud de los canales polarimétricos (HH, HV, VV). La matriz de covarianza se obtiene mediante la multiplicación matricial del vector k por su transpuesto conjugado. Esta matriz tiene 9 elementos, 3 son reales y representan la intensidad de cada canal polarimétrico, y 6 son complejos e indican el grado de similitud entre los canales. La potencia total (*span*) es la suma de los 3 elementos reales que se ubican en la diagonal principal [4]. La matriz de coherencia, T (2.7), se obtiene de manera similar, pero usando como vector a k_P ,

$$\begin{aligned} T = k_P \cdot k_P^{*T} &= \frac{1}{2} \begin{bmatrix} S_{HH} + S_{VV} \\ S_{HH} - S_{VV} \\ 2S_{HV} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} S_{HH} - S_{VV} & S_{HH} + S_{VV} & 2S_{HV} \end{bmatrix} = \\ &\frac{1}{2} \begin{bmatrix} |S_{HH} + S_{VV}|^2 & (S_{HH} + S_{VV})(S_{HH} - S_{VV})^* & 2(S_{HH} + S_{VV})S_{HV}^* \\ (S_{HH} - S_{VV})(S_{HH} + S_{VV})^* & |S_{HH} - S_{VV}|^2 & 2(S_{HH} - S_{VV})S_{HV}^* \\ 2S_{HV}(S_{HH} + S_{VV})^* & 2S_{HV}(S_{HH} - S_{VV})^* & 4|S_{HV}|^2 \end{bmatrix}. \end{aligned} \quad (2.7)$$

En esta ecuación los * indican el conjugado de un número complejo, y el superíndice T refiere a la transpuesta. Esta matriz caracteriza la similitud entre los canales polarimétricos y ofrece una mejor interpretación física de la superficie irradiada porque sus elementos están más relacionados con el proceso de dispersión geométrica y física [3]. También posee 3 elementos reales en la diagonal principal y 6 elementos complejos por fuera de ésta. Los valores reales se corresponden con las componentes de la descomposición de Pauli ($R = T_{22}$, $G = T_{33}$ y $B = T_{11}$), una descomposición para datos coherentes que permite diferenciar con facilidad los tres mecanismos de dispersión principales: doble rebote, volumen y dispersión simple [18].

2.2.2. Cálculo del GRVI

El GRVI puede ser más bien denominado como *Generalized Volume Scattering Model-Based Radar Vegetation Index* porque describe la similitud entre la matriz K y un modelo

de dispersión de volumen generalizado (K_v) para cada píxel de una imagen de radar [44]. Sus autores lo caracterizan como un índice de formulación intuitiva, fácil de implementar y de bajo costo computacional [22]. La ecuación de este índice es:

$$\text{GRVI} = \beta f_v, \quad (2.8)$$

donde $0 \leq \text{GRVI} \leq 1$. Para el cálculo del GRVI se parte del vector k_P (2.6), a partir de éste se calcula la matriz T (2.7) como se indicó en la sección anterior, y de esta matriz se deriva la matriz K :

$$K = \begin{bmatrix} \frac{T_{11}+T_{22}+T_{33}}{2} & \Re(T_{12}) & \Re(T_{13}) & \Im(T_{23}) \\ \Re(T_{12}) & \frac{T_{11}+T_{22}-T_{33}}{2} & \Re(T_{23}) & \Im(T_{13}) \\ \Re(T_{13}) & \Re(T_{23}) & \frac{T_{11}-T_{22}+T_{33}}{2} & -\Im(T_{12}) \\ \Im(T_{23}) & \Im(T_{13}) & -\Im(T_{12}) & \frac{-T_{11}+T_{22}+T_{33}}{2} \end{bmatrix}, \quad (2.9)$$

donde \Re e \Im denotan las partes reales e imaginarias de los números complejos en las posiciones T_{ij} de la matriz T , respectivamente. La matriz K es simétrica, real (datos en potencia), de 4×4 elementos, simple de resolver en términos computacionales y conserva la información de retrodispersión.

Una vez obtenida la matriz K el siguiente paso corresponde al cálculo de distancias geodésicas (GD) entre matrices K :

$$GD(K_1, K_2) = \frac{2}{\pi} \cos^{-1} \frac{\text{Tr}(K_1^T K_2)}{\sqrt{\text{Tr}(K_1^T K_1)} \sqrt{\text{Tr}(K_2^T K_2)}}, \quad (2.10)$$

donde K_i representa a las matrices K involucradas en el cálculo de la distancia, Tr denota la traza de una matriz, el superíndice T indica la transpuesta y el factor $2/\pi$ se usa para normalizar el rango de la GD entre $[0, 1]$. Para determinar la distancia geodésica se considera que las matrices K se proyectan sobre una esfera unidad (de radio 1), considerada una hipersuperficie en un espacio euclídeo, en este caso de 16 dimensiones (los elementos de la matriz K), y la distancia geodésica corresponde a la distancia más corta entre ambas matrices sobre la esfera. La proyección se realiza considerando a los elementos de la matriz como coordenadas. La medición de la distancia se hace sobre el círculo máximo de la esfera, que se obtiene como la intersección de la esfera con un plano que pasa por el centro de la misma. El círculo máximo tiene radio igual al de la esfera y su centro coincide con el centro de ésta. Este círculo se considera una geodésica, la línea de menor distancia que conecta dos puntos, y midiendo a través de él se obtiene la distancia geodésica entre estos puntos, en este caso, determinados por los elementos de las matrices en la hipersuperficie de la esfera. Así, la distancia entre matrices de Kennaugh es sinónimo de la distancia geodésica entre sus proyecciones en la esfera unidad en las dimensiones apropiadas ($n = 16$ en este caso), y determina cuán similares o no son las matrices (i.e. a mayor distancia más diferentes). Esta distancia es ideal para caracterizar mecanismos de dispersión de objetos, debido a que la naturaleza del objeto no cambia bajo el escalado uniforme de su matriz de Kennaugh [23]. La similitud, f_v , uno de los términos de la ecuación del GRVI (2.8), se obtiene como $1 - GD_v$. Esta medida fue propuesta por Ratha y colaboradores [50] para la detección de cambios y en un segundo trabajo [51] se utilizó para realizar una clasificación supervisada. Similitud y distancia geodésica son dos cantidades complementarias, lo que implica que las matrices K que se encuentran alejadas sobre la esfera unidad sean disimiles, y aquellas que están cerca sean similares (i.e. $1 - GD(K_1, K_2) = 1$, cuando $GD(K_1, K_2) \approx 0$) [51]. Esta medida de similitud es útil para comparar la matriz K observada con la matriz K de un modelo teórico ideal.

El modelo teórico ideal considerado en el cálculo del GRVI corresponde al modelo de dispersión de volumen generalizado de Antropov y colaboradores, con su matriz K_v (2.11) [41]. Este modelo es lo suficientemente general para modelar una amplia variedad de canopias y cumple con los criterios propuestos por varios modelos presentes en la bibliografía para la dispersión por volumen. Sus autores lo consideran la extracción más precisa del componente de vegetación a partir de imágenes PolSAR y contribuye de manera fiable a la estimación de parámetros bio y geofísicos a partir de datos full-polarimétricos adquiridos en banda L [41]. Los parámetros requeridos en modelos para el mecanismo de dispersión por volumen son el cociente de los canales copolarizados, $\gamma = \langle |S_{HH}|^2 \rangle / \langle |S_{VV}|^2 \rangle$ y el coeficiente de correlación de estos canales, ρ , que según los autores es igual a 1/3. A partir de estos parámetros se obtiene la matriz de Kennaugh correspondiente al modelo de volumen generalizado, K_v ,

$$K_v = \frac{1}{\frac{3(1+\gamma)}{4} - \frac{\sqrt{\gamma}}{6}} \begin{bmatrix} \frac{3}{2}(1+\gamma) - \frac{\sqrt{\gamma}}{3} & \gamma - 1 & 0 & 0 \\ \gamma - 1 & \frac{1}{2}(1+\gamma) + \frac{\sqrt{\gamma}}{3} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{2}(1+\gamma) + \frac{\sqrt{\gamma}}{3} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \frac{1}{2}(1+\gamma) - \sqrt{\gamma} \end{bmatrix}. \quad (2.11)$$

ρ se encuentra implícito dentro de esta matriz. Una vez obtenida la matriz K_v se calcula la distancia geodésica entre la matriz K observada y esta matriz (GD_v),

$$GD_v = GD(K, K_v), \quad (2.12)$$

para obtener así el componente de similitud, $f_v = 1 - GD_v$, de la ecuación del GRVI [22].

El otro componente de la ecuación del GRVI se denomina β ,

$$\beta = \left(\frac{p}{q} \right)^{2 \cdot GD_v}, \quad (2.13)$$

y es el cociente entre la mínima distancia geodésica (p),

$$p = \min \begin{bmatrix} GD(K, K_t) \\ GD(K, K_c) \\ GD(K, K_d) \\ GD(K, K_{nd}) \end{bmatrix}, \quad (2.14)$$

y la máxima distancia geodésica (q),

$$q = \max \begin{bmatrix} GD(K, K_t) \\ GD(K, K_c) \\ GD(K, K_d) \\ GD(K, K_{nd}) \end{bmatrix}, \quad (2.15)$$

de las distancias geodésicas obtenidas entre la matriz K observada y cuatro matrices K de objetos canónicos o elementales: triángulo,

$$K_t = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -1 \end{bmatrix}, \quad (2.16)$$

cilindro,

$$K_c = \begin{bmatrix} 5/8 & 3/8 & 0 & 0 \\ 3/8 & 5/8 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1/2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -1/2 \end{bmatrix}, \quad (2.17)$$

diedo,

$$K_{nd} = \begin{bmatrix} 5/8 & 3/8 & 0 & 0 \\ 3/8 & 5/8 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1/2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1/2 \end{bmatrix}, \quad (2.18)$$

y diedo angosto,

$$K_d = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (2.19)$$

Para obtener β , el parámetro de modulación de la ecuación del GRVI, se calculan las distancias geodésicas entre la matriz K observada y las matrices K de los 4 objetos canónicos, y se selecciona el valor mínimo como numerador y el máximo como denominador del cociente. A este cociente se lo eleva al doble de la distancia geodésica obtenida entre la matriz K observada y la matriz K_v (2.12). Una vez obtenido β es posible calcular el GRVI (2.8) multiplicándolo por la similitud, f_v . El caso extremo de $\text{GRVI} = 0$ corresponde a que la matriz K observada pertenece al conjunto de matrices de objetos canónicos (i.e. $K \in \{K_t, K_c, K_d, K_{nd}\}$) y el caso $\text{GRVI} = 1$ a $K = K_v$, o sea, la matriz K observada equivale a la matriz K_v del modelo de volumen generalizado [22].

2.2.3. Descomposiciones polarimétricas

Las descomposiciones polarimétricas se utilizan para describir las propiedades de dispersión de los objetos, y permiten parametrizar la información contenida en una medición polarimétrica de radar. El objetivo de las descomposiciones es facilitar la interpretación de la información de una imagen SAR. Cada descomposición divide a la potencia total en contribuciones relativas de diferentes dispersores ideales que representan los mecanismo de dispersión. El principio detrás de esta técnica es que una respuesta polarimétrica se puede caracterizar por una combinación de dispersores ideales. Desde un enfoque puramente teórico, por ejemplo, la respuesta polarimétrica de un objeto puede describirse como una combinación de un diplano (dos superficies perpendiculares), una esfera y una hélice. Al cambiar la contribución proporcional de cada uno de estos tres objetos, cualquier respuesta medida se puede replicar (siempre considerando el error de medición y el ruido). En cada descomposición se generan términos o componentes que proporcionan un medio útil para producir una composición de color RGB y visualizar mejor los datos [4].

Hay dos métodos diferentes de descomposición: métodos coherentes, para objetos creados por el ser humano, como edificios, y métodos incoherentes, para objetos naturales, como los bosques. La idea de la descomposición coherente es trabajar con objetos canónicos, y con la matriz S . Los objetos canónicos simples y coherentes tienen fase conocida y predecible, lo que facilita la interpretación de esta matriz. Respecto a la descomposición incoherente, la idea es que debido al *speckle* es necesario caracterizar a los objetos de manera estadística. Para esto se acude a las matrices C y T . Cualquiera de estas dos matrices se puede expresar como la combinación de objetos canónicos. Hay muchos modelos diferentes de descomposición dentro de los dos métodos mencionados. Para las descomposiciones con método coherente se puede mencionar la descomposición de Pauli, y dentro de las que consideran métodos incoherentes se incluyen las que se basan en el análisis de autovalores y autovectores, como H/A/alfa o van Zyl, y las que se basan en modelos, como Freeman-Durden o Yamaguchi [52].

2.2 PRINCIPIOS TEÓRICOS

Las propiedades de descomposiciones polarimétricas son muy alentadoras para la caracterización de coberturas en la superficie terrestre, en particular de la vegetación, así como el GRVI. En este sentido este trabajo probó la capacidad de estas técnicas para diferenciar contenidos de biomasa en el bosque de caldén, en el centro de Argentina, un bosque semiárido que aún no había sido caracterizado de esta manera.

Capítulo 3

Materiales y Métodos

3.1. Área de estudio

El bosque de caldén (*Prosopis caldenia*), también conocido como Caldenal, está ubicado en el Distrito fitogeográfico homónimo, dentro de la Región Forestal del Espinal (Provincia Fitogeográfica del Espinal, Dominio Chaqueño, Región Neotropical), y ocupa el centro y sur de la provincia de San Luis, sudoeste de Córdoba, centro de La Pampa y sur de Buenos Aires [53]. El Distrito posee una superficie de 169333 km² (16933300 ha) y se extiende 782 km en dirección Norte-Sur desde los 32°43' de latitud sur, en la provincia de Córdoba, hasta los 39°44' de latitud sur en la provincia de Buenos Aires (Figura 3.1).

Los límites del Distrito del Caldén son imprecisos, al oeste forma un extenso ecotono con la Región del Monte y al este con la Región Pampeana. El área presenta condiciones de semiaridez, gran cantidad de médanos, salinas y salitrales, alta permeabilidad de los suelos, baja disponibilidad de agua y susceptibilidad a la erosión eólica. Todas estas características implican limitaciones para la producción [27]. A lo largo de la región, se presentan variaciones fisonómicas debido a su situación biogeográfica, heterogeneidad y disturbios de origen antrópico, ocurridos en el pasado, como el desmonte y la introducción del ganado vacuno, o actuales, como la extracción forestal selectiva, la alteración del régimen natural del fuego y el sobrepastoreo. Las consecuencias de los procesos de reducción, fragmentación y degradación del bosque son de importancia para la conservación de las especies y el uso sustentable de los recursos [27].

3.1.1. Características climáticas y edáficas

El clima del Distrito del Caldén es templado y semiárido, con precipitaciones estacionales que varían de 400 a 700 mm anuales de oeste a este, y grandes amplitudes térmicas a lo largo del año, con una época de heladas que se extiende de abril a noviembre. La temperatura media anual es de 16 °C, siendo enero el mes más cálido y julio el mes más frío. Las mayores precipitaciones se producen de octubre a marzo, existiendo en toda el área un importante déficit hídrico en los meses restantes, o incluso en los meses lluviosos dependiendo de la distribución de las precipitaciones, su intensidad y su temporalidad dentro de la estación de lluvias. Los vientos predominantes son del noreste, cálidos y húmedos, y del suroeste, fríos y secos, y pueden alcanzar ocasionalmente ráfagas de 100 km/h. En los meses de verano suelen formarse tormentas eléctricas [27].

3.1 ÁREA DE ESTUDIO

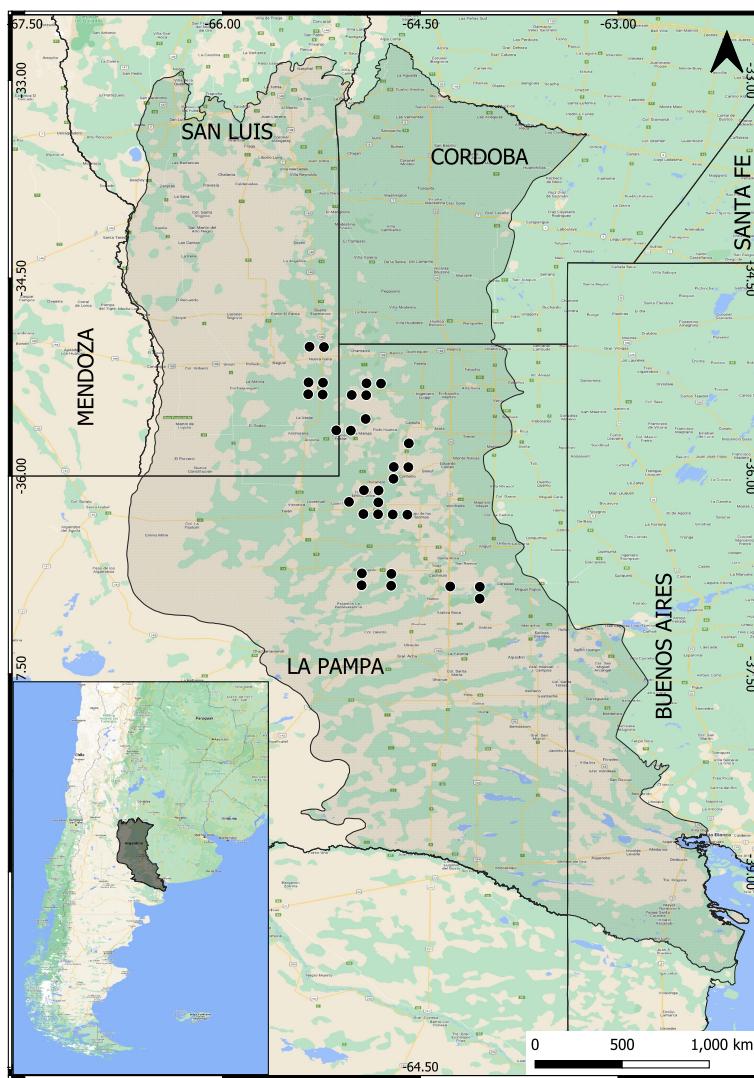


Figura 3.1: Distribución del Distrito del Caldén (en gris). Los puntos corresponden a las unidades de muestreo del Segundo Inventario Nacional de Bosque Nativo utilizadas en este trabajo.

El paisaje del Distrito corresponde a una llanura bien drenada, ondulada, con pendientes suaves. Al norte y al oeste se desarrollan médanos con orientación noreste-suroeste, que coinciden con la dirección de los vientos predominantes. Los médanos se encuentran asociados a lagunas permanentes o semipermanentes, alimentadas por agua subterránea o pluvial. Los suelos del Distrito, desarrollados bajo condiciones de semiaridez, son suelos poco estructurados, del tipo de los Molisoles o Entisoles. Presentan un alto contenido de arena, bajo contenido de materia orgánica y están excesivamente drenados. El régimen de humedad de estos suelos es ústico, y se ven afectados fácilmente por la erosión hídrica o eólica [27].

3.1.2. Características de la vegetación

El bosque de caldén se dispone en forma de mosaico heterogéneo con amplias discontinuidades ocupadas por diferentes tipos de vegetación. En la actualidad su superficie se ha reducido drásticamente y los parches remanentes se encuentran fragmentados y degradados. A lo largo de toda la región se presentan variaciones en cuanto a la composición y fisonomía, debido a su situación biogeográfica de transición, la heterogeneidad del relieve, de los suelos y a los disturbios de origen antrópico [27]. El bosque alterna con pastizales o arbustales, y

en algunos casos adopta una fisonomía de parque con árboles aislados o en isletas dentro de una matriz de pastizal (Figura 3.2). Se trata de un bosque xerófilo bajo (altura media = 5,36 m), dominado por especies del género *Prosopis*. La vegetación característica exhibe un estrato arbóreo dominado por caldén (*Prosopis caldenia*) (Figura 3.3), una especie endémica del Espinal y de Argentina, que se encuentra asociada a algarrobo negro (*P. nigra*), algarrobo dulce (*P. flexuosa*), chañar (*Geoffroea decorticans*), sombra de toro (*Jodina rhombifolia*), entre otras especies [53]. A su vez, presenta un estrato graminoso-herbáceo (Figura 3.4) y puede presentar un estrato arbustivo (Figura 3.5). El fuerte gradiente de precipitaciones de este a oeste determina que los bosques de caldén del sector oriental (más húmedo) tengan menos arbustos que los del sector occidental (más seco). La regeneración de la vegetación se produce por semilla o por rebrote de individuos dañados, y es un proceso importante en estos ambientes, llegando a alcanzar valores superiores a los 1800 renovales por hectárea [27].

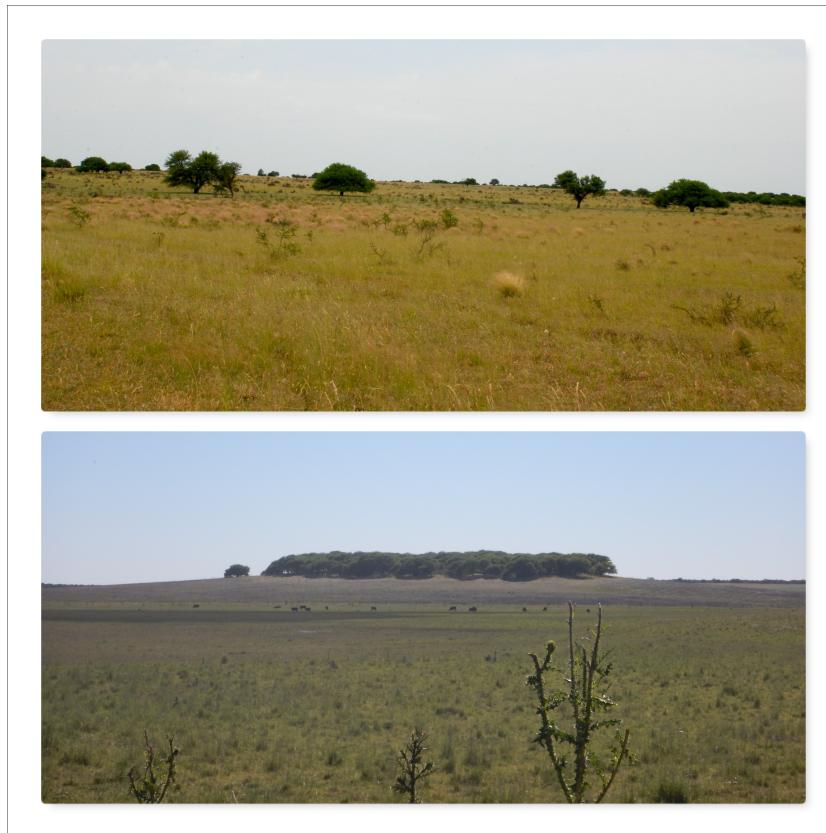


Figura 3.2: Bosque de caldén tipo parque con árboles aislados (arriba) y con isletas (abajo). Fotografías obtenidas en el marco del doctorado de la autora de esta tesis.

En el Primer inventario de Bosque Nativo Nacional [27] se definieron cuatro formaciones boscosas según la densidad y la composición de los estratos inferiores e intermedios. El **bosque de caldén cerrado** (Figura 3.6), que generalmente se encuentra acompañado por otras especies arbóreas y arbustivas, donde el área basal (i.e. área transversal de un árbol medida a la altura del pecho) total promedio es de $18 \text{ m}^2/\text{ha}$ y el número de árboles por hectárea de aproximadamente 290. El **bosque de caldén abierto con arbustos** (Figura 3.5), que se encuentra acompañado por otras especies arbóreas y los estratos inferior e intermedio están dominados por especies arbustivas, y el área basal total promedio es de $5,6 \text{ m}^2/\text{ha}$ con un número de árboles por hectárea de aproximadamente 98. El **bosque de caldén abierto con pastos** (Figura 3.4), que puede estar acompañado por otras especies arbóreas, con un nivel inferior compuesto por gramíneas perennes de porte intermedio y en ocasiones con escasa proporción de arbustos bajos. Este bosque presenta un área basal

3.1 ÁREA DE ESTUDIO

total promedio y un número de árboles por hectárea iguales a los del bosque de caldén abierto con arbustos. El **caldén tipo parque** (Figura 3.2) que consiste en un paisaje de aspecto sabánico con un estrato continuo de gramíneas y una escasa o nula proporción de arbustos. También se consideran dentro de este tipo a los grupos de árboles aislados. La distancia media entre individuos es mayor a 30 m y presenta valores de área basal menores a 1 m²/ha.

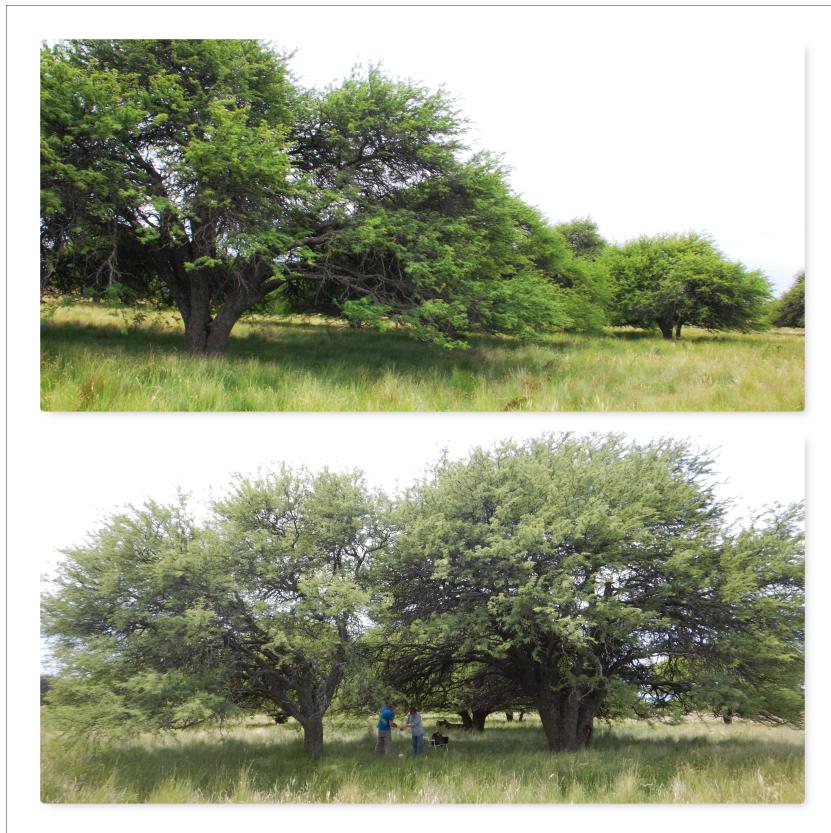


Figura 3.3: Árboles de caldén (*Prosopis caldenia*). Fotografías obtenidas en el marco del doctorado de la autora de esta tesis.

Otras fisonomías descriptas para el Caldenal son los arbustales (Figura 3.7), formaciones con predominio de especies leñosas, de hojas perennes o caducas, y de hasta 4 m de altura. Pueden presentar algunos árboles dispersos y un estrato inferior herbáceo. Además se encuentran pastizales (Figura 3.8), que están compuestos principalmente por gramíneas bajas, perennes o anuales, y pueden contener árboles o arbustos bajos, muy aislados entre sí. No está claro el límite para clasificar a un área como pastizal o bosque de caldén tipo parque, llegando a existir incongruencias en la bibliografía. Finalmente, en el área se encuentran sectores agrícolas, que corresponden a zonas donde se practican actividades como el cultivo de trigo, soja, maíz, girasol, sorgo, lino y pasturas perennes como pasto llorón y alfalfa (Figura 3.9) [27].

En el Primer Inventario de Bosque Nativo Nacional [27] se realizó un análisis para la discriminación de las distintas fisonomías mediante datos de imágenes ópticas, y se concluyó que se alcanzan altos valores de exactitud (exactitud del productor 91 %, exactitud del usuario 89 %) para la clasificación de la clase caldén cerrado, mientras que para las clases de bosque de caldén abierto los valores son más bajos (exactitud del productor 79 %, exactitud del usuario 77 % para bosque abierto con pastos, y exactitud del productor 83 %, exactitud del usuario 78 % para bosque abierto con arbustos). En el caso de la clase caldén abierto con arbustos, se produjeron confusiones con las clases caldén cerrado y arbustal,

debido a la similitud en los patrones de interpretación (texturas y tonalidades). Las clases caldén abierto con pastos y caldén tipo parque fueron muy difíciles de diferenciar debido a su similitud en la composición. Estas clases también se confundieron con la clase caldén abierto con arbustos cuando el estrato arbustivo de esta última no era muy denso.



Figura 3.4: Bosque de caldén abierto con pastos. Fotografías obtenidas en el marco del doctorado de la autora de esta tesis.

3.1.3. Actividades productivas

Durante los dos últimos siglos la madera de caldén fue empleada para fabricar adoquines, parquets, colmenas, mueblería, postes, tutores para la fruticultura, leña, carbón y, en especial durante ambas Guerras Mundiales, como combustible para las locomotoras del ferrocarril [54]. En la actualidad, la explotación maderable de este bosque nativo es una actividad marginal, ya que no se encuentran rodales comercialmente explotables. La explotación forestal está dedicada en más de un 70 % a la producción de leña, en su mayoría de consumo local, seguida por postes para alambrados, rollizos, rodrigones y varillas [27]. La actividad productiva principal es la explotación extensiva de vacunos para carne y la cría mixta extensiva de bovinos y ovinos. Esta explotación se basa en el pastoreo continuo de praderas naturales y en sistemas silvopastoriles, los cuales se complementan con pasturas y leñosas forrajeras. En general las cargas animales son inadecuadas, lo que implica considerables presiones de pastoreo sobre el estrato graminoso-herbáceo del bosque, que derivan en el desarrollo y la acumulación de especies no palatables. Son pocos los productores que realizan un pastoreo adecuado, basado en la disponibilidad real de forrajes y los momentos oportunos de uso [27].

3.1 ÁREA DE ESTUDIO



Figura 3.5: Bosque de caldén abierto con arbustos. Fotografías obtenidas en el marco del doctorado de la autora de esta tesis.



Figura 3.6: Bosque de caldén cerrado. Fotografías obtenidas en el marco del doctorado de la autora de esta tesis.

3.1 ÁREA DE ESTUDIO



Figura 3.7: Arbustal en el Distrito del Caldén. Fotografías obtenidas en el marco del doctorado de la autora de esta tesis.



Figura 3.8: Pastizal en el Distrito del Caldén. Fotografías obtenidas en el marco del doctorado de la autora de esta tesis.



Figura 3.9: Cultivo de vicia (*Vicia sativa*) en el Distrito del Caldén. Fotografías obtenidas en el marco del doctorado de la autora de esta tesis.

3.2. Materiales

3.2.1. Datos de radar

Se trabajó con imágenes del satélite SAOCOM 1A que opera en banda L (frecuencia central de 1275 GHz, longitud de onda de 23,51 cm). Este radar posee una resolución espacial de 10 a 100 m dependiendo del modo de adquisición, una revisita de 16 días y es full-polarimétrico [55]. Las imágenes utilizadas se obtuvieron en modo *Stripmap* y se solicitó el producto *Single Look Complex* (SLC) *quad-pol*, con resoluciones en rango y en acimut de \approx 3,5 m. Los submodos de adquisición no se tuvieron en consideración al momento de seleccionar las imágenes, así como el tipo de órbita (ascendente o descendente) porque de haber considerado trabajar con un mismo submodo o un mismo tipo de órbita se hubiera reducido mucho la disponibilidad de imágenes. Se seleccionaron todas las imágenes disponibles para el periodo de estudio que coincidían con varias (3 o más) Unidades de Muestreo (UM) del Segundo Inventory Nacional de Bosque Nativo [56]. El periodo de estudio se determinó a partir de datos de precipitación que permitieron identificar la época más seca, para trabajar con imágenes en las que el efecto de la humedad sea mínimo, y así caracterizar la estructura de la vegetación. Los datos de precipitación se extrajeron de la base de datos CHIRPS disponibles en la plataforma *Climate Engine* [6]. Los datos de CHIRPS son generados a partir de estimaciones de precipitación basadas en observaciones de pluviómetros e información satelital. Se trabajó con el valor medio del dato diario de precipitación y se computó una serie de tiempo para el período de imágenes disponibles de SAOCOM 1A (julio de 2018 a junio de 2021). Se identificó el invierno de 2019 como la época más seca (Figura 3.10). Con este criterio se seleccionaron 7 imágenes entre el 16 de agosto y el 8 de octubre de 2019 que interceptaron las UM del Inventory.

Las imágenes SAOCOM ya se encuentran calibradas y el producto SLC brinda la información de amplitud y de fase de las cuatro polarizaciones (HH, HV, VV, VH). De las 7 imágenes,

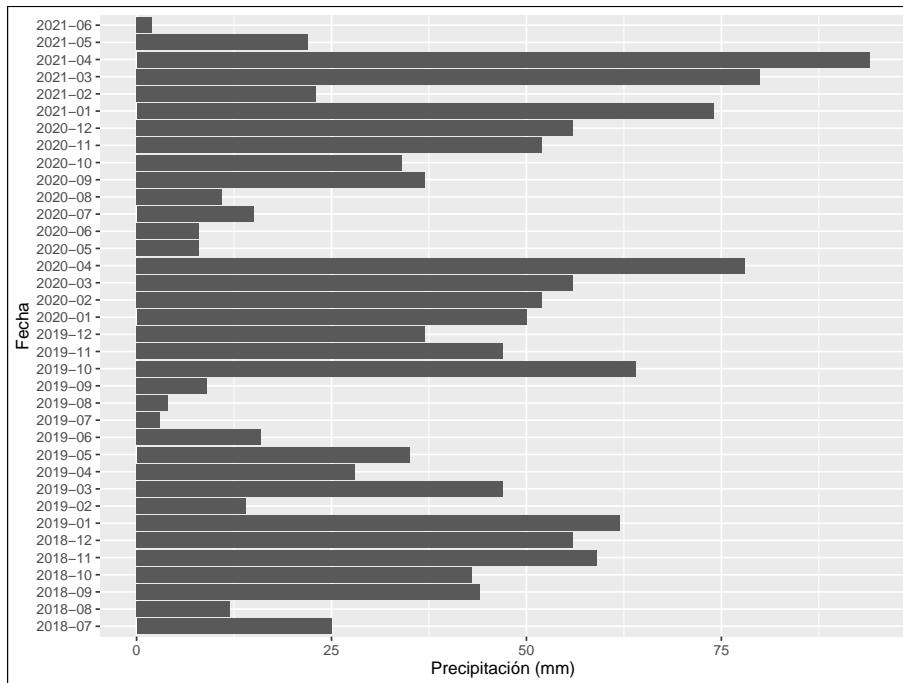


Figura 3.10: Datos de precipitación para el periodo de julio de 2018 a junio de 2021 para el área del Distrito del Caldén en la que se ubicaron las UM. Si bien se trabajó con datos diarios, por una cuestión de visualización, los datos se muestran como acumulaciones mensuales. Datos pertenecientes al modelo CHIRPS, extraídos de [6].

3 presentaron órbita ascendente y 4 descendente, y variaron en el submodo de adquisición (*beam*) entre las opciones S5, S6, S7 y S8. Los atributos de las imágenes se pueden ver en el Anexo A. En primera instancia estas imágenes se preprocesaron con el software SNAP de la Agencia Espacial Europea [57], y se les realizó una corrección a terreno (*Range-Doppler Terrain Correction*) tanto para la parte real como para la parte imaginaria (Figura 3.11). Para esta corrección se consideró un modelo digital de elevación SRTM 3Sec (*Shuttle Radar Topography Mission*, 90 m de resolución espacial), porque la zona de trabajo es muy plana, y utilizar el SRTM 1Sec (30 m de resolución espacial) suele agregar más errores al procesamiento. Como método de remuestreo del modelo y de la imagen (*DEM Resampling Method* e *Image Resampling Method* en los parámetros de procesamiento de SNAP) se utilizó “vecino más próximo” (*nearest neighbour*). El tamaño del píxel (*pixel spacing*) resultante fue de aproximadamente 7 × 7m. Una vez realizada la corrección a terreno se procedió a realizar un recorte en seis de las imágenes y dos recortes en la séptima, en torno a las UM de vegetación, para trabajar un área acotada, ya que los puntos no se distribuían en el total de cada imagen, y trabajar con las imágenes completas implica mayores tiempos de procesamiento (Figura 3.12). En el procesamiento de las imágenes se detectó que una se encontraba geocodificada de manera errónea, implicando que las UM se ubicaran en zonas sin bosque. Ante esta complicación y la imposibilidad de mejorar la geocodificación de la imagen, se procedió a obtener el valor de GRVI (así como de los coeficientes de retrodispersión, otros índices y descomposiciones) de un píxel distinto al píxel que incluía el punto de la UM. Este píxel se seleccionó contemplando el error de desplazamiento de la imagen tanto en sentido norte-sur como este-oeste. Se repitió el mismo procedimiento para todas las UM de esa imagen.

A partir de los recortes de las imágenes se calculó el GRVI, utilizando el software R [58] (y su interfaz RStudio [59]). En todo momento se trabajó con el Sistema de Referencia de Coordenadas EPSG 4326 (Coordenadas Geográficas, Datum WGS84). Cabe destacar que los criterios de procesamiento son similares a los utilizados en la bibliografía para el

cálculo de este índice [22, 23]. El procesamiento de las imágenes SAOCOM se realizó en una computadora con las siguientes especificaciones: procesador Intel(R) Core(TM) i7 – 6560U, CPU 2,20 GHz, memoria RAM de 16,0 GB (15,9 GB utilizable), sistema operativo con procesador de 64 bit, tarjeta gráfica Intel(R) Iris(R) Graphics 540 y Windows 10.

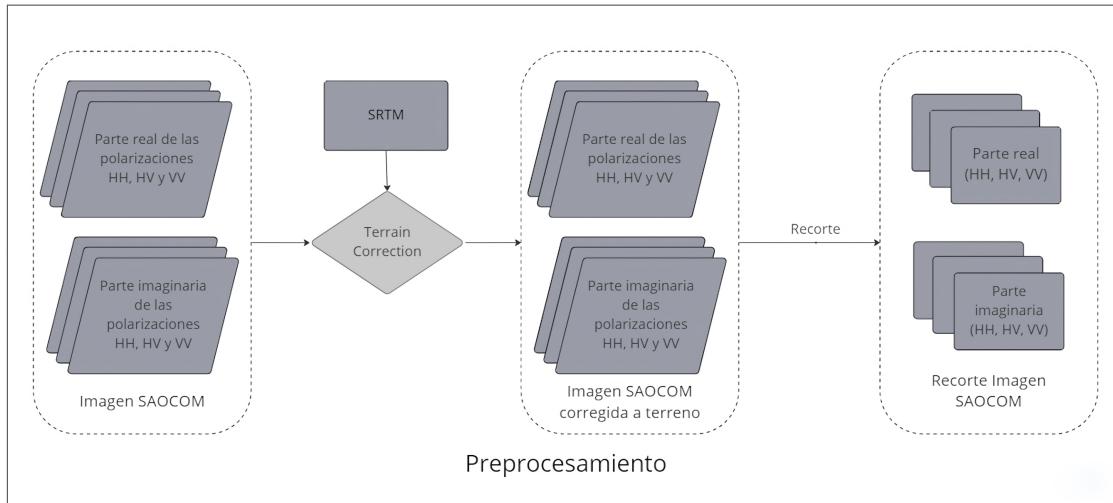


Figura 3.11: Diagrama del preprocesamiento de las imágenes SAOCOM realizado con el software SNAP.

3.2.2. Datos de la vegetación

Los datos de biomasa del bosque de caldén fueron calculados a partir de la base de datos del Segundo Inventario Nacional de Bosque Nativo [56], brindada por el Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible del gobierno de la República Argentina. El Inventario reporta datos sobre la composición florística, las características dasométricas (e.g. altura de la plantas, Diámetro de Altura al Pecho (DAP)), el estado de conservación, los atributos del sitio y la evidencia de acciones antrópicas en los bosques. Las unidades de muestreo para la región del Espinal, que incluye al Distrito del Caldén, se relevaron entre enero de 2019 y agosto de 2020. Este inventario es una herramienta para el desarrollo de políticas públicas relacionadas al manejo sustentable de los bosques y su conservación [56].

El diseño de muestreo para la recolección de los datos del inventario consiste en una grilla de puntos equidistantes (cada 10 km) extendida sobre el territorio de Argentina. Cada punto de intersección de la grilla es considerado como muestreo potencial y los criterios para convertirse en una unidad de muestreo (UM) dependen de si coincide con presencia de bosque, la accesibilidad y la facilidad para el muestreo. Cada UM consiste de dos parcelas circulares concéntricas, designadas con las letras A y B, para individuos leñosos de mayor y menor tamaño, respectivamente. A su vez se relevó un tercer tipo de parcela, C, utilizada para el muestreo de la regeneración, que no fue considerado en este trabajo. La parcela A tiene una superficie de 1000 m² (17,8 m de radio) y en ella se midieron todos los individuos leñosos con un DAP mayor o igual a 10 cm. La parcela B tiene una superficie de 255 m² (9 m de radio) y en ella se midieron los individuos con un DAP entre 5 y 10 cm [56].

Del total de las UM para el Distrito del Caldén se seleccionaron 32 que coincidieron con las imágenes SAOCOM disponibles en el periodo establecido según los datos de precipitación. En relación a las variables cualitativas disponibles en la base de datos suministrada, se decidió analizar los valores de biomasa considerando el tipo de bosque definido por Ley y si la unidad de muestreo presentó indicios de incendios, ya que el fuego es un elemento del

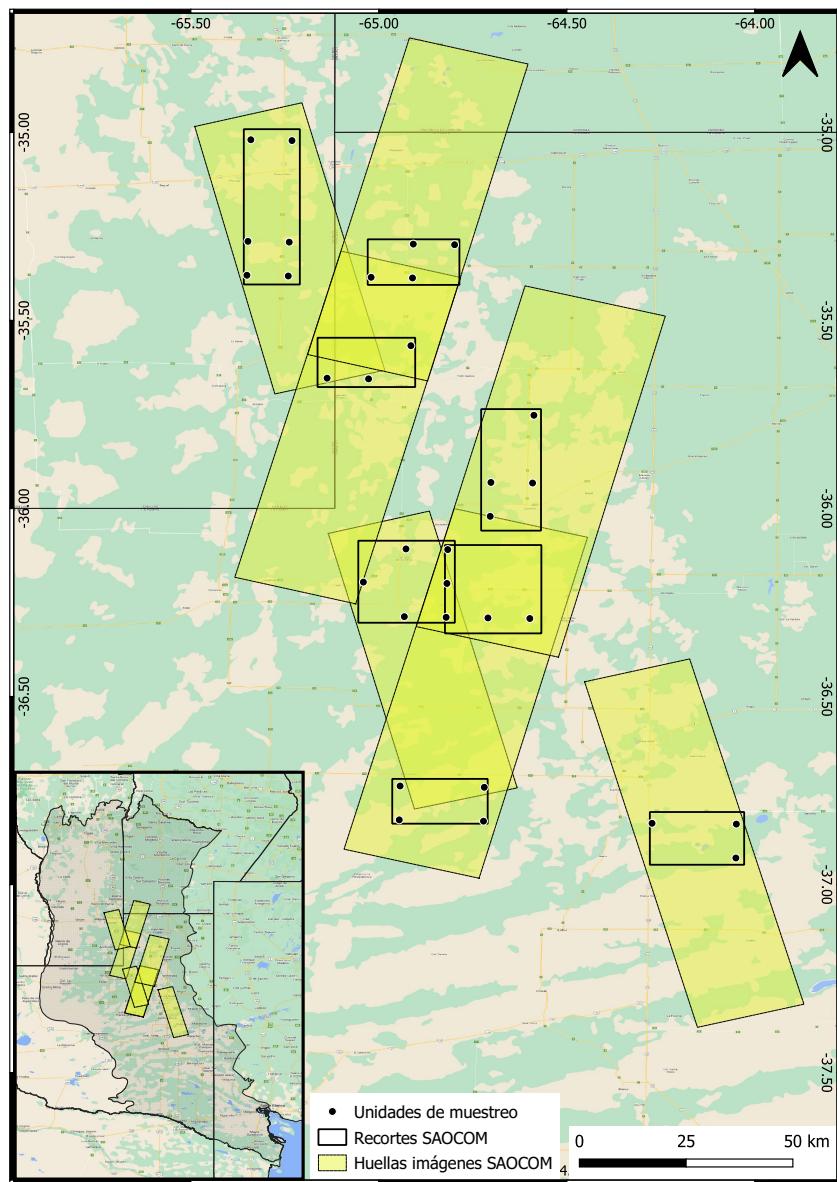


Figura 3.12: Ubicación de las imágenes SAOCOM seleccionadas para este trabajo (en amarillo), recortes de imágenes realizados para el cálculo del GRVI (recuadros negros), y UM del Segundo Inventario Nacional de Bosque Nativo (puntos). Las líneas negras indican límites provinciales, y en la parte inferior izquierda se puede observar la ubicación de las imágenes dentro de la distribución del Caldén.

sistema que puede modificar rápidamente la biomasa presente. Los tipos de bosque, según la Ley N°26331 (Ley de Presupuestos Mínimos de Protección Ambiental de los Bosques Nativos), presentes en las UM fueron bosque de caldén abierto con pastos (5 UM), bosque de caldén abierto con arbustos (16 UM) y bosque de caldén cerrado (11 UM).

3.3. Métodos

3.3.1. Cálculo del GRVI

Para trabajar los recortes de las imágenes SAOCOM en el software R se desarrolló una función (*myread.ENVI.R*) que permitió leer la parte real e imaginaria de las polarizaciones de cada recorte y generar una combinación de las mismas en una matriz de números

complejos. Los argumentos de esta función son los archivos con las partes real e imaginaria de cada polarización. Una vez convertidos los recortes a matrices se creó otra función (*PauliKennaughMultilook.R*) que permitió calcular la matriz de coherencia (T), y en base a la misma obtener las componentes de la descomposición de Pauli y la matriz de Kennaugh (K) (Figura 3.13). Al mismo tiempo esta función realizó un *multilooking* de 2×2 sobre los recortes de las imágenes. Los argumentos de la función son las polarizaciones HH, HV y VV, necesarias para construir el vector k_P (2.6); y los valores de x e y que se corresponden con las dimensiones de la ventana para realizar el *multilooking*. En este trabajo se consideró siempre a $x,y = 2$, y no se incluyó a la polarización VH porque se asumió el principio de reciprocidad (ver sección 2.2.1.2). La matriz de coherencia (T) (2.7) se calculó para cada píxel considerando un factor de escalado igual a $\sqrt{2}$, pero en la bibliografía se suele considerar otro factor, como $1/2$ [41, 48], o ninguno [18]. Finalmente, se realizó un promedio cada 4 de estas matrices en el *multilooking* (2×2) (Figura 3.13), y de 4 píxeles de la imagen original se obtuvo un único píxel con el doble de dimensiones ($\approx 15 \times 15$ m) que los píxeles originales. Cada nuevo píxel contenía los elementos de la matriz T . Considerando el mismo procedimiento, y a partir de la matriz T , se obtuvo para cada celda la matriz de Kennaugh (K) (2.9), requerida para el cálculo del GRVI.

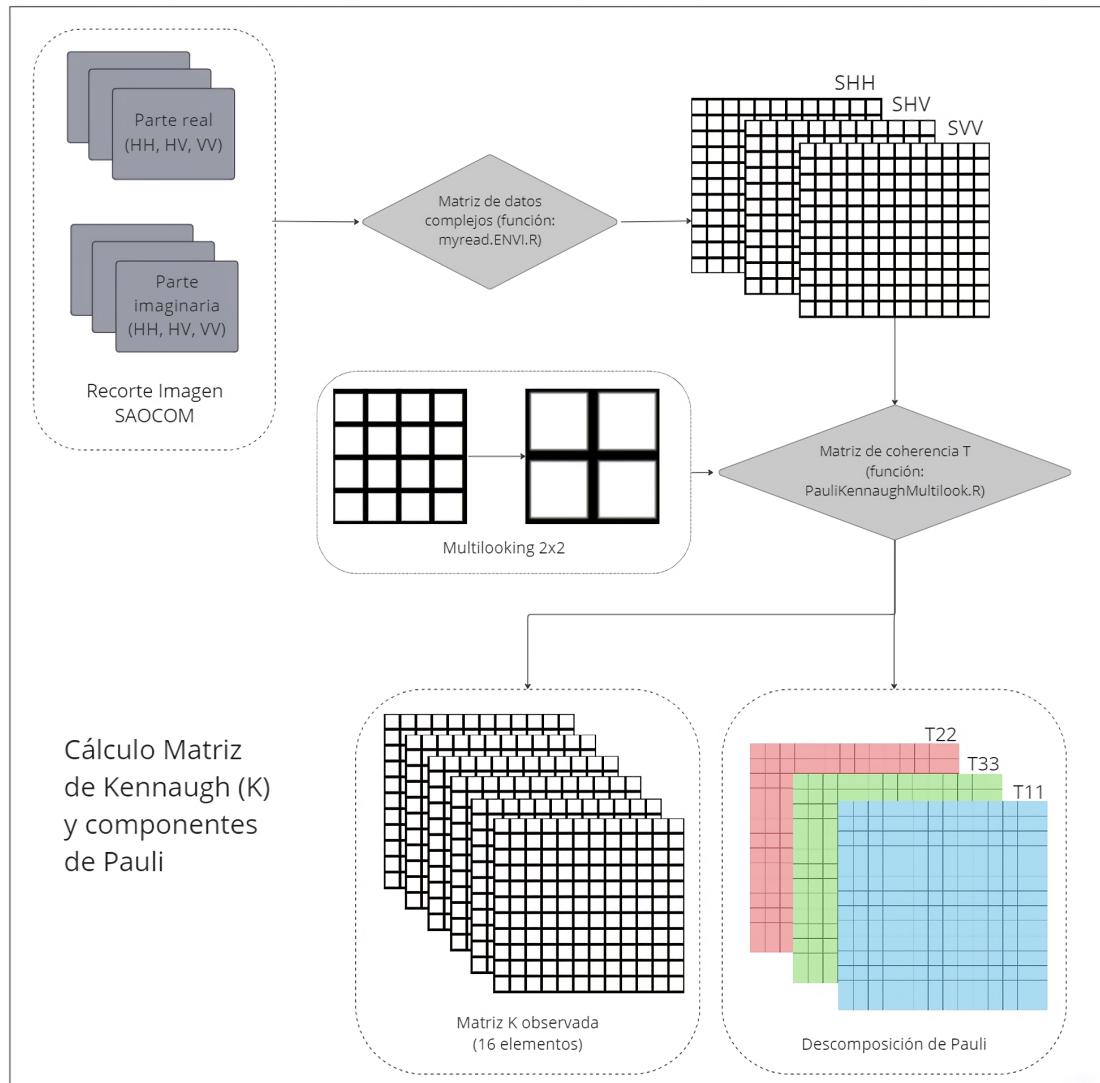


Figura 3.13: Diagrama de procedimiento para el cálculo de las matrices T y K con el software R. De la diagonal de la matriz T se obtienen las 3 componentes de la descomposición de Pauli.

Una vez obtenida la matriz K , el siguiente paso fue obtener los parámetros del modelo de dispersión por volumen generalizado, γ y ρ , propuestos por Antropov y colaboradores [41] y requeridos en el cálculo de la matriz de Kennaugh del modelo de volumen (K_v) (2.11). Esta matriz se utiliza para la determinación de la similitud ($f_v = 1 - GD_v$), uno de los términos de la ecuación del GRVI (2.8). γ se obtiene para cada celda como el cociente entre los cuadrados de la parte real de las copolarizaciones, $\langle |S_{HH}|^2 \rangle / \langle |S_{VV}|^2 \rangle$, y ρ presenta un valor constante para todas las celdas, igual a 1/3. Para el cálculo de γ se creó una función (*gammaFunction.R*) cuyos argumentos son las polarizaciones HH y VV de cada recorte de imagen SAOCOM, y los valores de x e y para realizar el *multilooking*, y obtener un resultado equivalente al resultado de la matriz K calculada previamente ($x, y = 2$). El resultado es una matriz donde cada celda equivale al promedio de γ para cuatro píxeles (Figura 3.14). Una vez obtenido γ se calculó la matriz K_v . Para esto se creó una función (*vectorVFunction.R*) cuyo único argumento es el valor de γ , y el resultado es una matriz donde cada celda contiene los 16 elementos de la matriz K_v .

El paso siguiente fue el cálculo de la similitud, $f_v = 1 - GD_v$. Se obtuvo la distancia geodésica (2.10) entre cada matriz K observada y la matriz K_v para cada celda. Se creó una función (*GDFunction.R*) que recibió como argumentos las dos matrices. Dentro de la función se calculó la traza de las matrices y el resto de la ecuación de distancia geodésica. El otro término de la ecuación del GRVI (2.8) es β (2.13), que es proporcional al cociente entre la distancia geodésica mínima (p , 2.14) y máxima (q , 2.15) de las distancias obtenidas entre la matriz K observada en cada celda con las matrices K de los objetos canónicos (2.16, 2.17, 2.18, 2.19). Se calculó la distancia geodésica (*GDFunction.R*) entre la matriz K de la celda y cada matriz K de los objetos canónicos y se seleccionó el valor mínimo de estos resultados para p y el máximo para q , y luego se obtuvo β (Figura 3.14). Finalmente se calculó el GRVI en cada celda, multiplicando a β por la similitud, f_v . La función para el cálculo del GRVI (*GRVIfunction.R*) recibe como argumentos las polarizaciones HH, HV y VV de los recortes de las imágenes SAOCOM, y las dimensiones x e y , y nuclea a todas las funciones mencionadas anteriormente. Además contiene las matrices K de los objetos canónicos. Todas las funciones utilizadas fueron probadas con un ejemplo conocido tanto en el código de R como de manera manual, para asegurarnos de su funcionamiento correcto.

Una vez obtenidos los resultados del GRVI se extrajo el valor del índice para cada píxel que contenía una UM. Se trabajó con el índice sin filtrar porque la metodología original del mismo está planteada de esta manera [22], y también se decidió probar haciendo un filtrado de *speckle* mediante un filtro focal de 5x5. Además, se extrajeron los valores de media, mediana, desvío estándar, error estándar, mínimo, máximo y rango del GRVI para los nueve píxeles (ventana de 3×3) en torno a cada UM, con el fin de representar mejor el tipo de vegetación presente. Esto último se hizo sobre la versión del índice a la que se le había aplicado el filtro focal.

3.3.2. Cálculo de otras propiedades de las imágenes de radar

A modo de prueba y para comparar con el resultado del GRVI se obtuvieron a partir de las imágenes SAOCOM otros índices de radar y descomposiciones polarimétricas frecuentes en la bibliografía [7, 42]. Para calcularlos se utilizó el software SNAP. Primero se aplicó a las imágenes un *multilooking* de 2, luego se hizo el cálculo del índice o la descomposición correspondiente (disponibles dentro del menú *Polarimetric*, en *Polarimetric decomposition* y *Polarimetric parameters*). Posteriormente se aplicó un filtro de *speckle Lee Sigma*, con un tamaño de ventana (*Windows Size*) de 5×5 , un tamaño de ventana objetivo (*Target*

Windows Size) de 3×3 , un número de *looks* de 1 y un valor sigma de 0,9. Finalmente, se realizó la corrección a terreno (*Terrain Correction*) con un modelo SRTM 3Sec (90 m de resolución espacial), y como método de remuestreo del modelo y de la imagen (*DEM Resampling Method e Image Resampling Method*) se utilizó “vecino más próximo” (*nearest neighbour*). El resultado presentó píxeles de aproximadamente 15×15 m. Los índices calculados fueron el RVI [24], el CSI (*Canopy Structure Index*), el VSI (*Volume Scattering Index*) y el BMI (*Biomass Index*) [60] (Tabla 3.1). También se obtuvieron los valores de intensidad para las cuatro bandas de SAOCOM (VV, VH, HH, HV) y los ratios VV/VH y HH/HV. En relación a las descomposiciones, se calcularon los atributos de: Claude y Pottier 1996 (entropía, anisotropía y alfa) [61], van Zyl 1992 [62], Freeman y Durden 1998 [63], Yamaguchi 2005 [64] (Tabla 3.1) y descomposición de Pauli [18] (para esta última descomposición ver sección 2.2.1.2). Los pasos y parámetros para obtener las descomposiciones fueron los mismos que para los índices, y en los casos en los que se requirió indicar un tamaño de ventana, fue de 3.

3.3.3. Cálculo de biomasa

Para cada UM se obtuvo el valor de biomasa aérea (t/ha, de ahora en más biomasa), calculada a partir de tres variables. La biomasa no se mide en campo, porque para hacerlo se debe recurrir a métodos destructivos de la vegetación, sino que se estima a partir de otras variables y de ecuaciones alométricas predefinidas. Inicialmente la biomasa se calculó para cada individuo (i.e. árbol o arbusto) medido en la UM, a partir de las variables diámetro de altura al pecho (DAP, cm), altura (H, m) y densidad de la madera (ρ , por especie cuando estuvo disponible). El cálculo se realizó en el software R, mediante el paquete *BIOMASS* y siguiendo el procedimiento establecido por Hernández Stefanoni y colaboradores [35]. El paquete *BIOMASS* permite corregir la taxonomía de las especies de plantas, determinar la densidad de su madera y calcular la biomasa. Inicialmente se revisó la taxonomía de las especies muestreadas mediante la función *correctTaxo*, a la que es necesario suministrarle dos argumentos, el género y el epíteto específico. Esta función compara la taxonomía con la base de datos *Taxonomic Name Resolution Service* (TNRS), que es una herramienta en línea automatizada para estandarizar nombres de plantas, y devuelve una base de datos con el nombre correcto del género y la especie, además de indicar si este tiene modificaciones con relación al nombre científico proporcionado. Adicionalmente, mediante la función *getTaxonomy*, que tiene como argumento el género, se obtuvo la familia a la que pertenece cada especie. Esto fue importante para determinar la densidad de la madera para el cálculo de la biomasa, porque en caso de que no se encuentre determinado en la base el dato de densidad para la especie, se utilizó un dato promedio para el género o para la familia. Para extraer valores de densidad de la madera se usó la función *getWoodDensity*, que como argumentos obligatorios recibe el género y el epíteto específico, y como opcional, la familia. El cálculo de la biomasa de cada individuo se realizó mediante la función *computeAGB*. Esta función requiere tres argumentos: el DAP, la densidad de la madera (ρ) y la altura del individuo (H). La ecuación alométrica utilizada corresponde a la desarrollada por Chave y colaboradores [65], y estima la biomasa de cada árbol en toneladas:

$$\text{AGB} = 0,0673 \times (\rho \text{DAP}^2 H)^{0,976}. \quad (3.1)$$

Luego se convirtió este resultado a toneladas por hectárea (t/ha) considerando la superficie de cada parcela. Para esto se calcularon dos factores de conversión, según el tamaño de la parcela (A o B del inventario) a la que pertenecía el árbol. Uno de los factores fue 10 ($10\,000 \text{ m}^2 / 1000 \text{ m}^2$, esto es los metros cuadrados de una hectárea dividido los metros cuadrados de la parcela A), y el otro fue 3,92, ($10\,000 \text{ m}^2 / 255 \text{ m}^2$, o sea, los metros cuadrados

de una hectárea dividido los metros cuadrados de la parcela B). Se aplicó cada factor a cada individuo según se haya medido en la parcela A o en la B. Finalmente, se obtuvo la biomasa de cada UM como la suma de la biomasa de todos sus individuos, expresada en toneladas por hectárea (t/ha).

Otra variable disponible en la base de datos brindada por el Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible es la variable cobertura, que consiste en la proyección de las copas o coronas de la vegetación sobre el suelo, y se mide en porcentaje. El porcentaje de cobertura se registró para los siguientes estratos: individuos arbóreos de altura mayor a 7 m, individuos arbóreos de altura entre 3 y 7 m, individuos arbóreos totales (proyecciones de las copas de todos los individuos arbóreos de altura mayor a 3 m), individuos arbustivos y cobertura herbácea. La cobertura por estrato fue determinada mediante el método de línea de intercepción, que consiste en una transecta de longitud fija, donde se miden las distancias de las proyecciones en el terreno de las partes aéreas de cada uno de los estratos [56]. En este análisis solo se trabajó con la cobertura arbórea total, porque se consideró que es la que principalmente interactúa con la señal del radar en banda L.

3.3.4. Análisis estadístico

Para modelar la relación entre los valores de biomasa y el GRVI se calcularon regresiones simples, y ante la falta de un resultado favorable, el análisis se fue complejizando. Se trabajó con un nivel de significancia de 0,10. Primero se realizó una regresión lineal simple entre la biomasa como variable dependiente y el GRVI del píxel como variable independiente. Este mismo análisis se probó considerando el GRVI promedio de 9 píxeles (ventana de 3×3). Luego se probaron regresiones polinómicas hasta cuarto grado, regresiones cuantíticas y modelos mixtos. Los modelos mixtos permitieron considerar el posible efecto de otros factores, como las características de adquisición de las imágenes SAOCOM (órbita y submodo), o las propiedades de las UM, como tipo de bosque o indicios de incendios. Se probó la transformación de las variables mediante logaritmo natural cuando no se cumplía el supuesto de homocedasticidad. También se realizaron análisis de regresión considerando la variable cobertura arbórea total como variable dependiente en lugar de la biomasa. Además, se probó un análisis de texturas de las imágenes SAOCOM. La textura de imágenes de radar puede ser útil para la diferenciación de categorías de bosque [18] e incluso brinda buenos resultado en la estimación de la biomasa [35]. En el trabajo de Hernández Stefanoni y colaboradores [35] se realizó un análisis de texturas de imágenes ALOS PALSAR (banda L) para el modelado de la biomasa en bosques tropicales de la península de Yucatán, México. En este análisis aplicaron un modelo de *Random Forest* utilizando las texturas para estimar la biomasa, y obtuvieron un resultado favorable con un valor de R^2 de 0,40. El mismo procedimiento establecido por Hernández Stefanoni y colaboradores [35] se probó en este trabajo, para modelar la biomasa en base a las texturas obtenidas de las imágenes SAOCOM. Finalmente, se decidió incluir en este análisis exploratorio la relación de la biomasa con otros índices y componentes de descomposiciones de imágenes de radar utilizados para caracterizar a la vegetación, así como los coeficientes de retrodispersión de las cuatro polarizaciones y los ratios HH/HV y VV/VH. Estas relaciones se probaron mediante regresiones lineales simples.

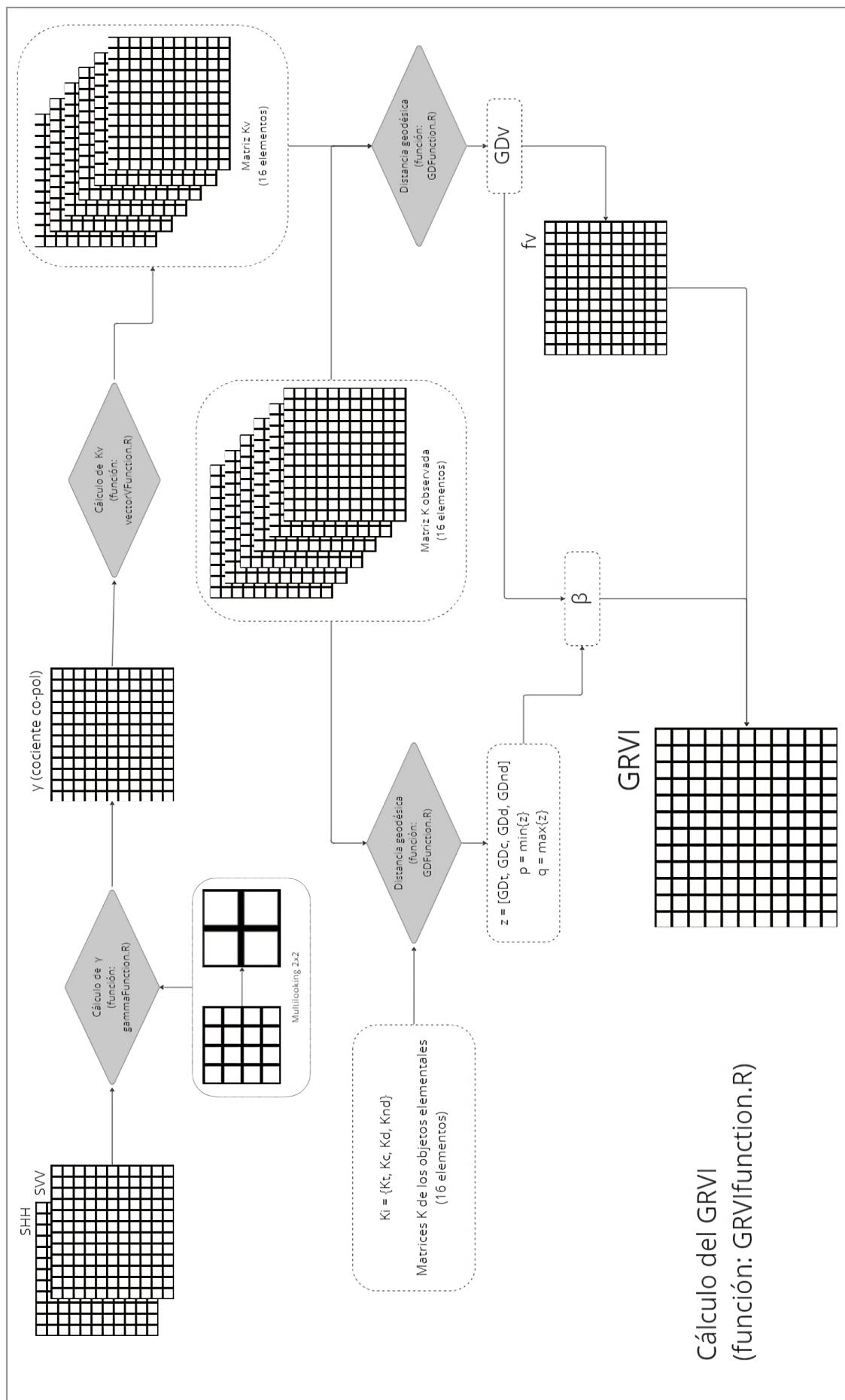


Figura 3.14: Diagrama de cálculo del GRVI. Incluye el cálculo de la matriz K_v del modelo de volumen generalizado y los cálculos de distancias geodésicas.

Tabla 3.1: Atributos de descomposiciones e índices de radar implementados. Traducido de [7]

Atributo	Símbolo	Descripción	Fuente	Ecuación
Entropía	H	Número de mecanismos de dispersión dominantes		$H = - \sum_{i=1}^3 \rho_i \log_3(\rho_i);$ $\rho_i = \frac{\lambda_i}{\sum_{j=1}^3 \lambda_j}$
Ángulo α medio	$\bar{\alpha}$	Mecanismo de dispersión dominante	Cloude y Pottier [61]	$\bar{\alpha} = \sum_{i=1}^3 \rho_i \alpha_i$
Anisotropía	A	Medida de la importancia relativa del segundo y tercer tipo de dispersión		$A = \frac{\lambda_2 - \lambda_3}{\lambda_2 + \lambda_3}$
Dispersión de superficie	VZ_s	Fracción de dispersión de superficie		$P_{odd} = \lambda_{odd} + C_{odd} $
Doble rebote	VZ_d	Fracción de dispersión de doble rebote	van Zyl [62]	$P_{even} = \lambda_{even} + C_{even} $
Dispersión de volumen	VZ_v	Fracción de dispersión de volumen		$P_{canopy} = a [C_{canopy}]$
Dispersión de superficie	P_s	Fracción de dispersión de superficie		$P_s = f_s(1 + \beta ^2)$
Doble rebote	P_d	Modelado a partir de dos superficies ortogonales	Freeman y Durden [63]	$P_d = f_d(1 + \alpha ^2)$
Dispersión de volumen	P_v	Modelado a partir de una nube de dispersores cilíndricos delgados distribuidos aleatoriamente		$P_v = \frac{8f_v}{3}$
Dispersión de superficie	Y_s	Fracción de dispersión de superficie		$P_s = f_s(1 + \beta ^2)$
Doble rebote	Y_d	Modelado a partir de dos superficies ortogonales	Yamaguchi et al. [64]	$P_d = f_d(1 + \alpha ^2)$
Dispersión de volumen	Y_v	Modelado a partir de una nube de dispersores cilíndricos muy delgados distribuidos aleatoriamente		$P_v = f_s$
Dispersión de hélice	Y_H	Dispersión de forma de hélice		$P_c = f_c$
Radar Vegetation Index	RVI	Sensible al nivel de biomasa	Kim y van Zyl [24]	$RVI = \frac{8\sigma_{hv}}{\sigma_{hh} + \sigma_{vv} + 2\sigma_{hv}}$
Canopy Structure Index	CSI	Mide la importancia relativa de la estructura horizontal frente a la vertical en la vegetación		$CSI = \frac{\sigma_{VV}^\circ}{\sigma_{HV}^\circ \sigma_{HH}^\circ}$
Volumen Scattering Index	VSI	Indica la densidad o el espesor del dosel	Pope et al. [60]	$VSI = \frac{\sigma_{HV}^\circ}{\sigma_{HV}^\circ + BMI}$
Biomass Index	BMI	Indica la cantidad relativa de biomasa leñosa en comparación con la frondosa		$BMI = \frac{\sigma_{HH}^\circ + \sigma_{VV}^\circ}{2}$

Capítulo 4

Resultados

4.1. Resultados de procesamiento: Descomposición de Pauli y GRVI

Los primeros resultados generados fueron las descomposiciones de Pauli para los 8 recortes de las imágenes SAOCOM (Figura 4.1), obtenidas como los elementos de la diagonal de la matriz T en el procedimiento para el cálculo de la matriz de Kennaugh. En esta descomposición se puede observar en tonos azules las zonas con retrodispersión simple (superficies rugosas, como pastizales, cultivos, suelo desnudo, caminos) y en color amarillo las zonas con dispersión de volumen (distintas estructuras de bosque y arbustal) (Figura 4.2). En segundo lugar, se obtuvo el GRVI para todos los recortes (Figura 4.3). El índice presenta valores que van de 0 a 1, valores más bajos coinciden con zonas de retrodispersión simple (rojos o naranjas en las Figuras 4.3 y 4.4) y valores más altos con retrodispersión de volumen (verde y azul). Ambos resultados (descomposición de Pauli y GRVI) se generaron aplicando un filtro focal de 5×5 .

4.1.1. Extracción del GRVI para las unidades de muestreo

Los valores de GRVI se obtuvieron tanto para el píxel que contenía a cada UM como para los 9 píxeles en torno a la misma. También se obtuvo la estadística descriptiva de los 9 píxeles, previa aplicación del filtro focal para el *speckle*. En la Tabla 4.1 se puede observar la variabilidad del GRVI en las dos formas en las que se obtuvo. Al considerar el promedio de 9 píxeles en torno a la UM se reduce el rango del GRVI a aproximadamente una tercera parte (de 0,42 a 0,13). En este caso, en busca de la reducción del *speckle*, al aplicar un filtro y considerar el promedio, es posible que se esté limitando la capacidad diferenciadora del GRVI.

Tabla 4.1: Valores del GRVI para las UM considerando sólo el valor del píxel que incluye a cada UM y considerando el promedio de los 9 píxeles en torno a la misma.

GRVI	Mínimo	Media	Máximo
Píxel que contiene a la UM	0,2129	0,3653	0,6329
Promedio de 9 píxeles	0,2803	0,3655	0,4151

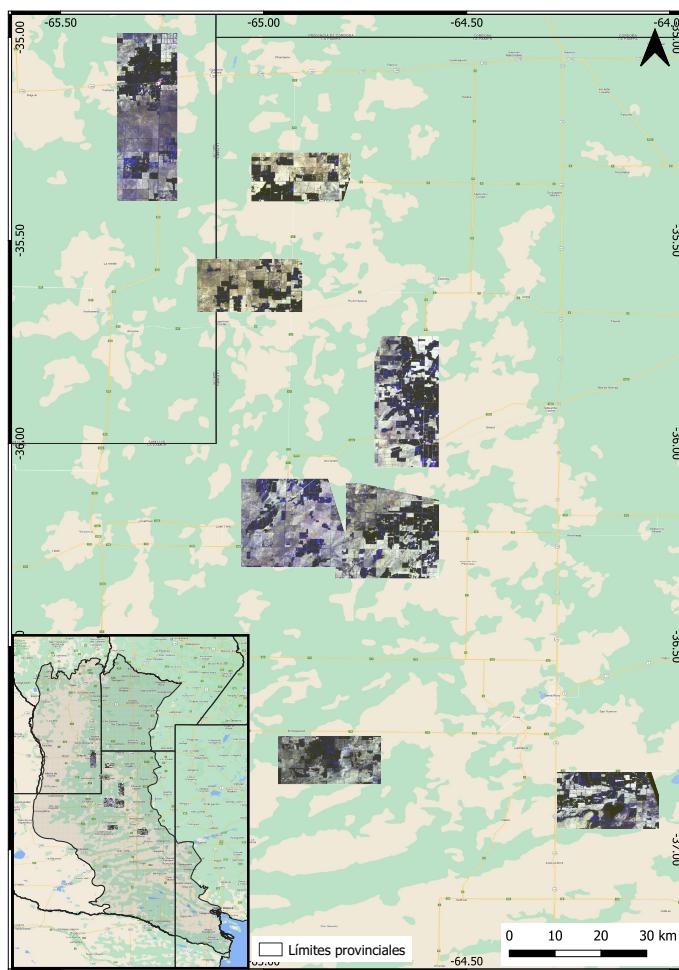


Figura 4.1: Descomposición de Pauli (con filtro focal de 5×5) para los 8 recortes de imágenes SAOCOM. Se presenta una composición RGB, con R: elemento T_{22} , G: elemento T_{33} y B: elemento T_{11} de la matriz de coherencia (T).

De las 32 UM seleccionadas, 20 UM correspondieron a imágenes SAOCOM con órbita descendente y 12 UM con órbita ascendente. 9 UM correspondieron al submodo S5, 13 UM al S6, 3 UM al S7 y 7 UM al S8. Como se observa en la Figura 4.5, los valores de GRVI obtenidos en distintas órbitas no presentaron diferencias, así como tampoco los obtenidos en distintos submodos de adquisición (Figura 4.6).

4.2. Biomasa y cobertura arbórea por tipo de bosque y presencia de incendios

El cálculo de la biomasa arrojó un valor medio de 44,07 t/ha, con un mínimo de 5,62 t/ha y un máximo de 127,27 t/ha. Contrario a lo esperado, el valor mínimo de biomasa se obtuvo para el bosque cerrado, mientras que el máximo para el bosque abierto con pastos (Figura 4.7). El bosque de caldén abierto con pastos presentó valores más elevados de biomasa ($\bar{x} = 66,60$ t/ha), mientras que los bosques cerrado y abierto con arbustos mostraron valores más similares ($\bar{x} = 41,32$ t/ha y $\bar{x} = 38,93$ t/ha, respectivamente). En relación a la ocurrencia de incendios, solo 11 de las 32 UM presentaron indicios. La UM con el valor mínimo de biomasa presentó indicios mientras que la UM con el máximo no (Figura 4.8). En general, las UM con signos de incendios presentaron menores valores de biomasa, $\bar{x} = 33,27$ t/ha

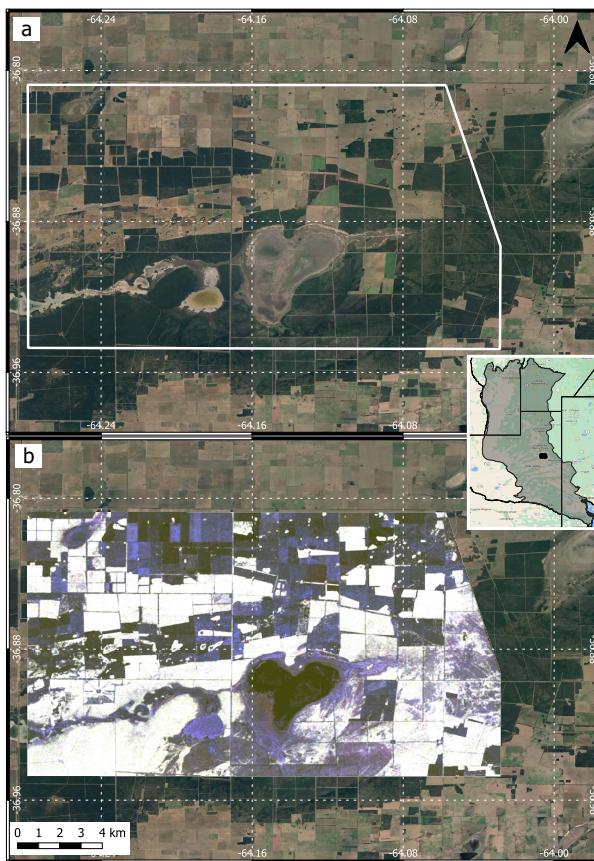


Figura 4.2: Descomposición de Pauli (con filtro focal de 5×5) para uno de los recortes de las imágenes SAOCOM. En la figura *b* Se observa una composición RGB, con R: elemento T_{22} , G: elemento T_{33} y B: elemento T_{11} de la matriz de coherencia (T). La figura *a* presenta, a modo de comparación, el mismo área con imagen de Google Satelital.

contra $\bar{x} = 49,73 \text{ t/ha}$ para UM sin indicios de incendios.

Los valores de cobertura del estrato arbóreo presentaron un valor medio de 52,2 %, con un mínimo de 0 % y un máximo de 100 %. El dato de cobertura de 0 % fue llamativo, sin embargo, para UM en torno a claros en el bosque, con escasos árboles, la distribución de las transectas para determinar cobertura según el diseño establecido no permitió detectar ninguno de los árboles presentes. El bosque de caldén cerrado presentó un rango mayor con media de 48,52 %. El bosque de caldén abierto con arbustos presentó valores extremos, pero su rango se concentró en torno al 50 % de cobertura ($\bar{x} = 51,41 \%$), mientras que el bosque abierto con pastos mostró un rango similar, pero para valores mayores de cobertura ($\bar{x} = 62,82 \%$) (Figura 4.9). En relación a la presencia de incendios, las coberturas de las UM con y sin indicios presentaron valores medios muy similares (con indicios 50,83 %, sin indicios 52,92 %) (Figura 4.10), pero las UM sin indicios mostraron un rango mayor.

4.3. Relación entre el GRVI y la biomasa

4.3.1. Análisis de regresión

La relación entre los valores de biomasa y el GRVI mostró una gran dispersión (Figuras 4.11 y 4.12). Las regresiones lineales simples entre estas dos variables no fueron significativas, ni considerando el valor del píxel de la UM (valor p de 0,94), ni considerando el promedio

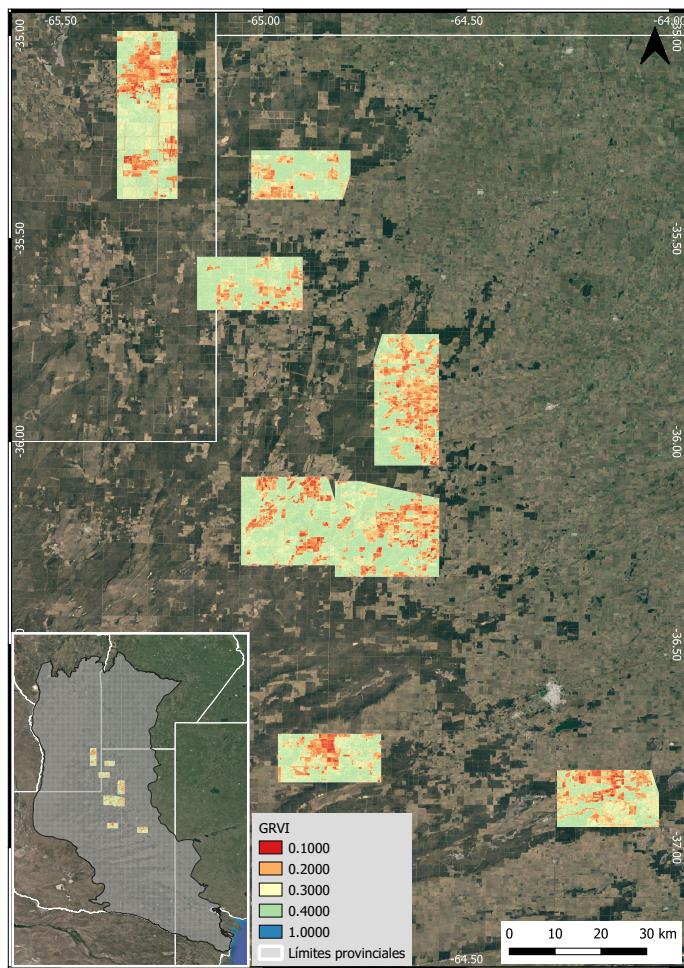


Figura 4.3: GRVI, con filtro focal de 5×5 , para los 8 recortes de las imágenes SAOCOM.

de los 9 píxeles en torno a la misma (valor p de 0,52). Posteriormente se probaron las regresiones polinómicas, y en todos los casos se obtuvieron valores p mayores a 0,10. También se consideró la presencia de indicios de incendios y el tipo de bosque en la relación biomasa-GRVI. Respecto a la presencia de incendios, no se identificó alguna relación posible considerando por separado UM con y sin indicios (Figura 4.13). En el caso de los tipos de bosque se decidió realizar regresiones lineales simples para cada tipo (Figura 4.14). En los tres tipos de bosque, el resultado presentó un valor p mayor a 0,10, pero para el bosque cerrado, excluyendo una UM, el resultado mejora con un valor p de 0,06 y un R^2 de 0,37 (Figura 4.15). Sin embargo, no hay un criterio claro para la exclusión de la UM como si se verá más adelante en el análisis de la relación entre el GRVI y la cobertura arbórea. Finalmente, respecto a esta relación, se probó un análisis de regresiones cuantílicas. En este análisis se volvieron a obtener valores p mayores a 0,10, salvo para el cuantil 0,10, que presentó un valor p de 0,10 y el cuantil 0,50 que presentó un valor p de 0,06.

La regresión entre la cobertura arbórea total y el GRVI (Figura 4.16) dio un valor p de 0,11, y se observó que el dato de una UM arrojaba un valor grande en los residuos al hacer las pruebas de los supuestos. Esta UM presentaba un GRVI bastante más bajo que las demás. Al revisar el producto del GRVI se observó que esa UM fue realizada muy cerca de una zona sin vegetación leñosa (e.g. picada cortafuego), y en la imagen SAOCOM la UM queda en una zona de transición entre la zona “ limpia” y el bosque (Figura 4.17). Entonces se repitió este análisis excluyendo este punto y el resultado mejoró, con un valor p de 0,05 y un R^2 de 0,1 (Figura 4.16). Por otra parte, excluir este punto en el análisis de regresión de la variable biomasa no mejoró los resultados de la relación de la biomasa con el GRVI.

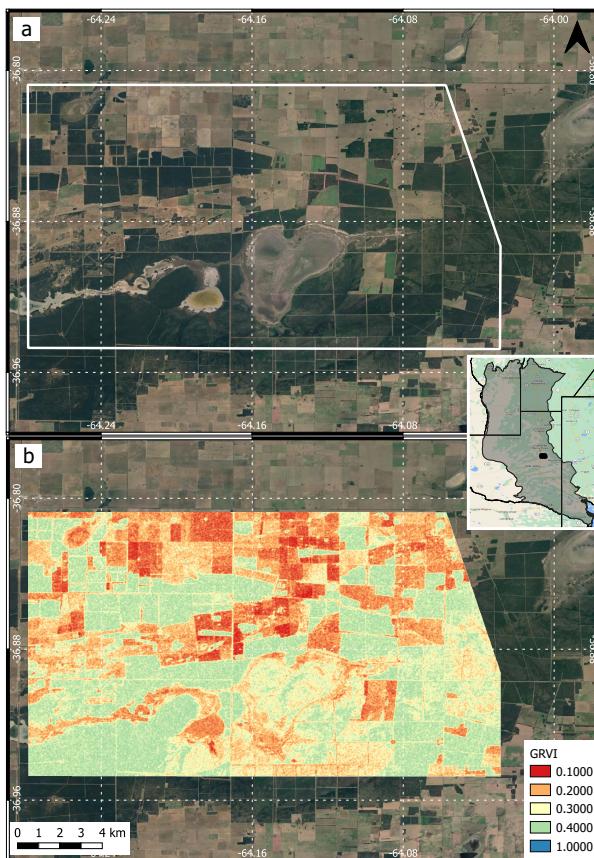


Figura 4.4: GRVI, con filtro focal de 5×5 , para un recorte de SAOCOM. La figura *b* muestra el resultado del GRVI mientras que la figura *a* presenta, a modo de comparación, el mismo área con imagen de Google Satelital.

También se probaron modelos mixtos para la relación entre la biomasa y el GRVI promedio de 9 píxeles, considerando el efecto del tipo de órbita en que fueron adquiridas las imágenes (Figura 4.18), o el submodo de adquisición del radar (Figura 4.19). Sin embargo, no se obtuvo ningún modelo aceptable (valores p mayores a 0,10).

4.3.2. Análisis de texturas y otras propiedades de las imágenes de radar

Del total de las texturas calculadas se seleccionaron, a partir de un primer análisis, las más relevantes en relación a su error cuadrático medio (*Mean Squared Error* (MSE)). Con las variables seleccionadas se realizó un segundo análisis, pero no se obtuvo un modelo favorable (valor $p > 0,10$). En relación a los análisis de la biomasa en base a otras propiedades de las imágenes SAOCOM, se encontró una relación significativa con la componente de dispersión de hélice de la descomposición de Yamaguchi, con un valor p de 0,02 y un R^2 de 0,21 (Figura B.23), y con la componente de volumen de la descomposición de Pauli, con un valor p de 0,10 y un R^2 de 0,08 (Figura B.24). Los demás índices, coeficientes, ratios y componentes de descomposiciones no presentaron relaciones significativas (valor $p > 0,10$) (diagramas de dispersión en el Anexo B).

4.3 RELACIÓN ENTRE EL GRVI Y LA BIOMASA

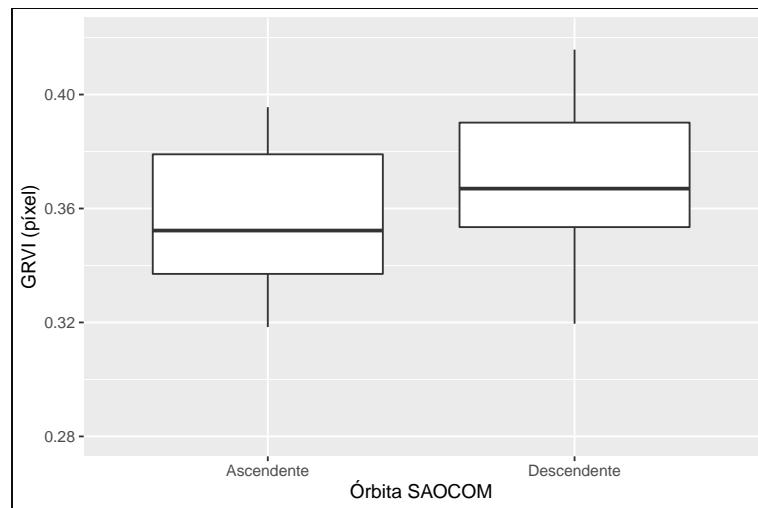


Figura 4.5: Valores de píxel de GRVI según el tipo de órbita (ascendente o descendente) de las imágenes SAOCOM.

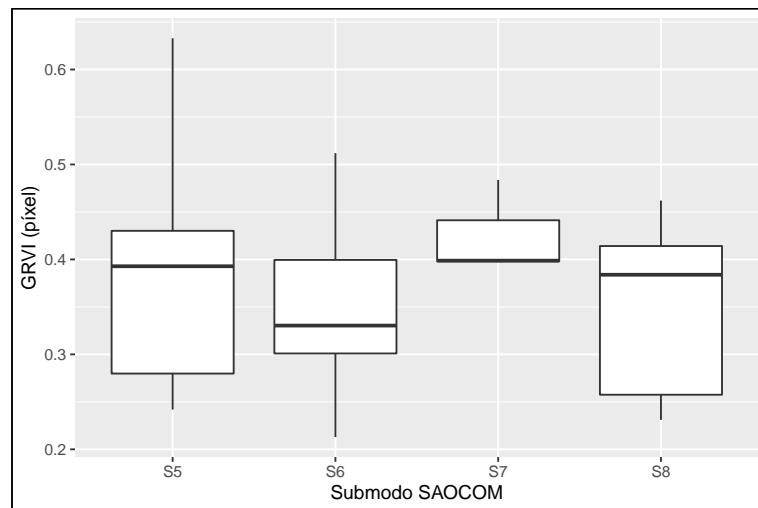


Figura 4.6: Valores de píxel de GRVI según el submodo de adquisición (S5, S6, S7 o S8) de las imágenes SAOCOM.

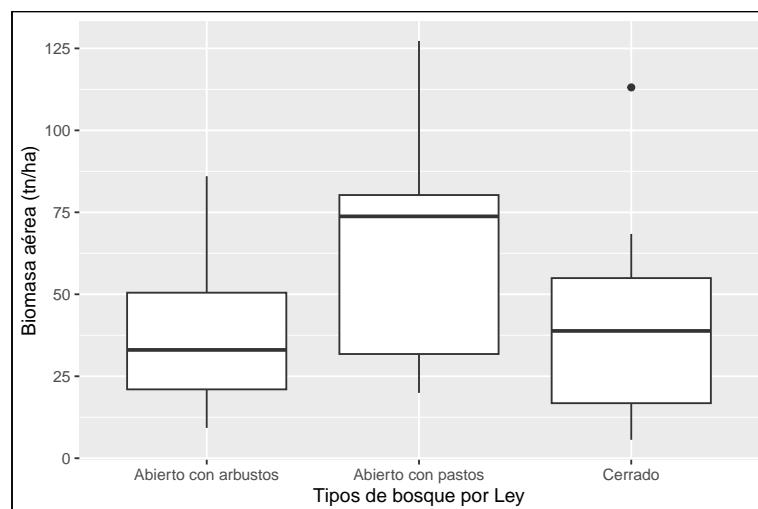


Figura 4.7: Valores de biomasa (t/ha) según el tipo de bosque de caldén establecido por la Ley N°26331 (cerrado, abierto con pastos y abierto con arbustos).

4.3 RELACIÓN ENTRE EL GRVI Y LA BIOMASA

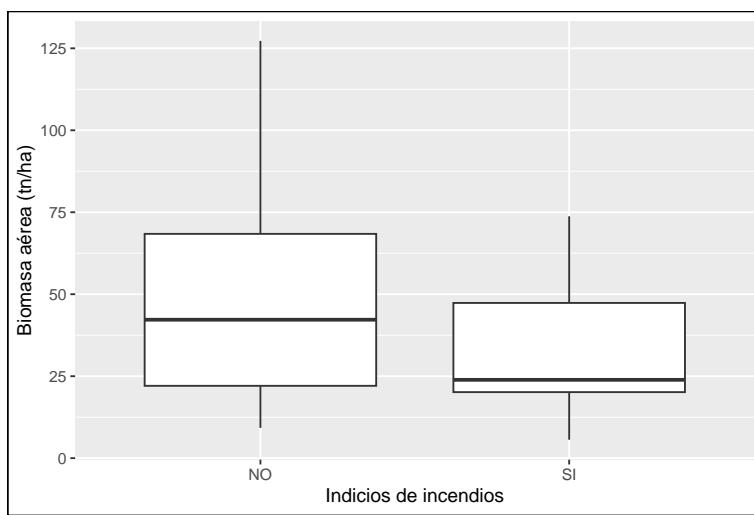


Figura 4.8: Valores de biomasa (t/ha) según si las UM presentaron (SI) o no (NO) indicios de incendios.

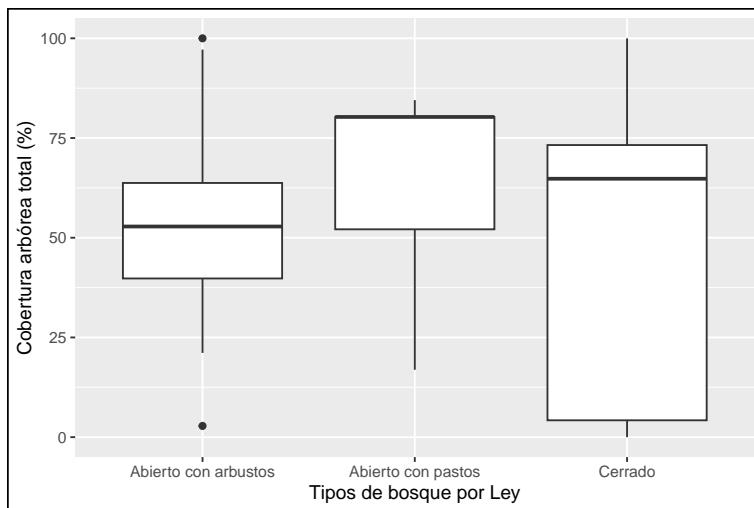


Figura 4.9: Cobertura arbórea total (%) según el tipo de bosque de caldén establecido por la Ley N°26331 (cerrado, abierto con pastos y abierto con arbustos).

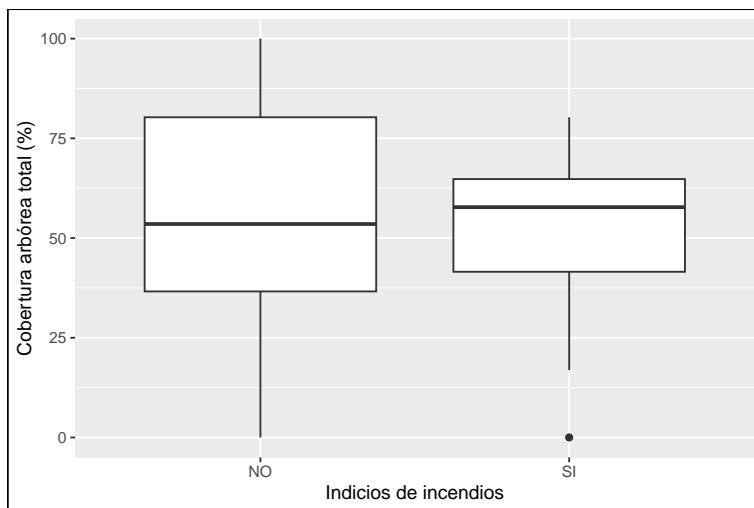


Figura 4.10: Cobertura arbórea total (%) según si las UM presentaron (SI) o no (NO) indicios de incendios.

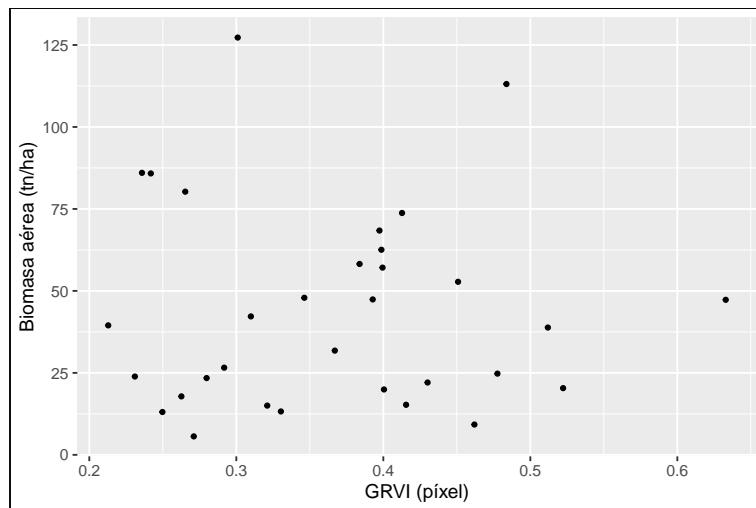


Figura 4.11: Biomasa aérea (t/ha) en función del valor del GRVI del píxel que contiene a la UM, sin filtro previo de *speckle*.

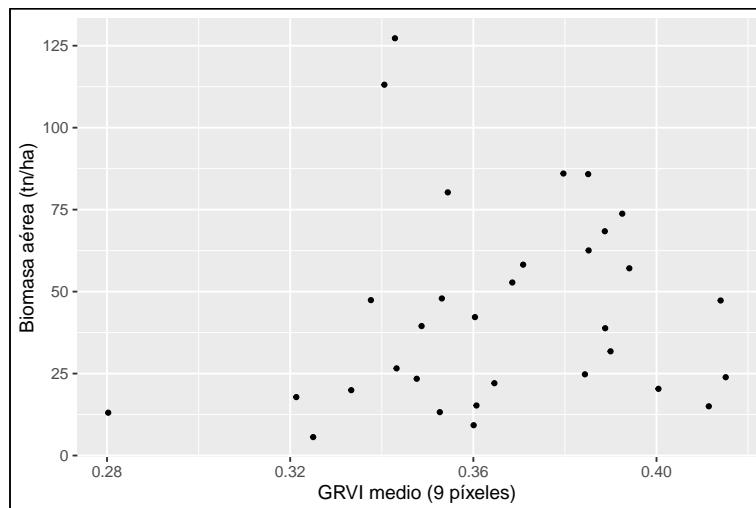


Figura 4.12: Biomasa aérea (t/ha) en función del valor del GRVI medio para 9 píxeles en torno a la UM, con previa aplicación del filtro focal de *speckle*.

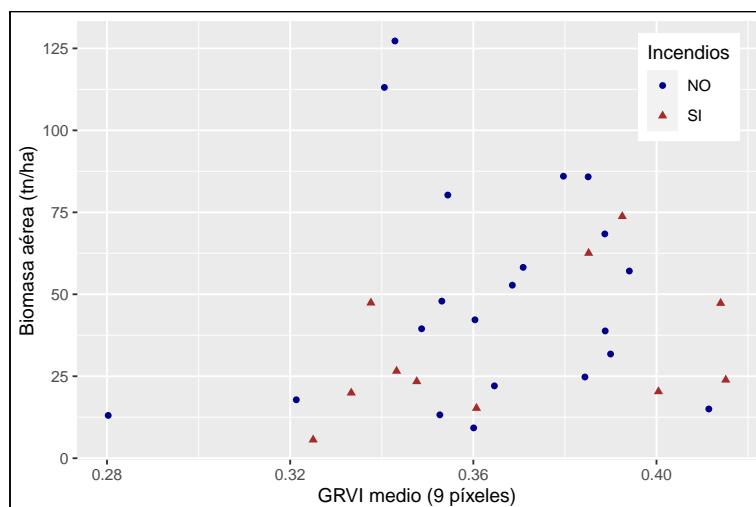


Figura 4.13: Biomasa aérea (t/ha) en función del valor del GRVI medio para 9 píxeles, caracterizando a las UM según si presentaron (SI) o no (NO) indicios de incendios.

4.3 RELACIÓN ENTRE EL GRVI Y LA BIOMASA

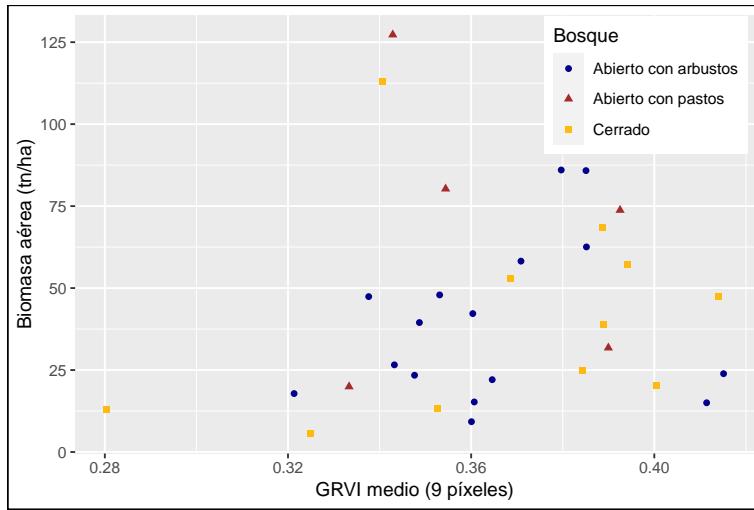


Figura 4.14: Biomasa aérea (t/ha) en función del valor del GRVI medio para 9 píxeles, caracterizando a las UM por el tipo de bosque según la Ley N°26331 (cerrado, abierto con pastos y abierto con arbustos).

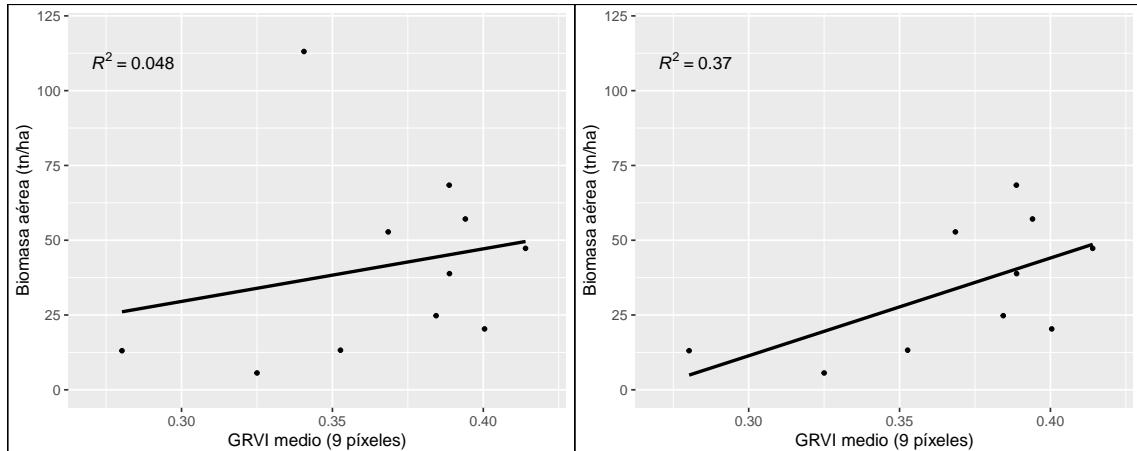


Figura 4.15: Regresión lineal simple entre la biomasa (t/ha) en función del GRVI promedio de 9 píxeles para las UM caracterizadas como tipo de bosque de caldén cerrado (izquierda). Misma relación, excluyendo la UM que muestra un comportamiento diferente, con alto valor de biomasa (113,09 t/ha) para un valor de GRVI relativamente bajo (0,34) (derecha).

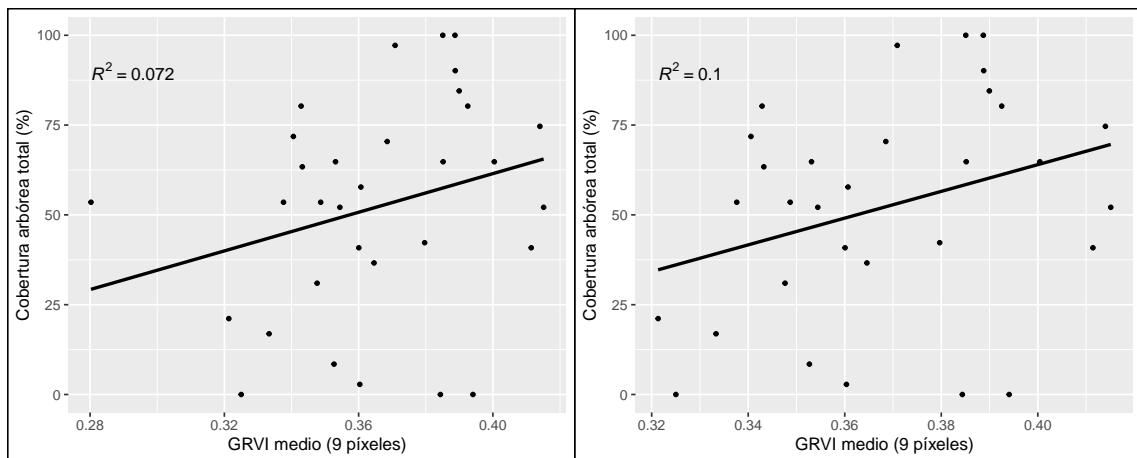


Figura 4.16: Regresión lineal simple entre la cobertura arbórea total (%) y el GRVI medio de 9 píxeles, incluyendo las 32 UM (izquierda) y considerando solo 31 UM (derecha).

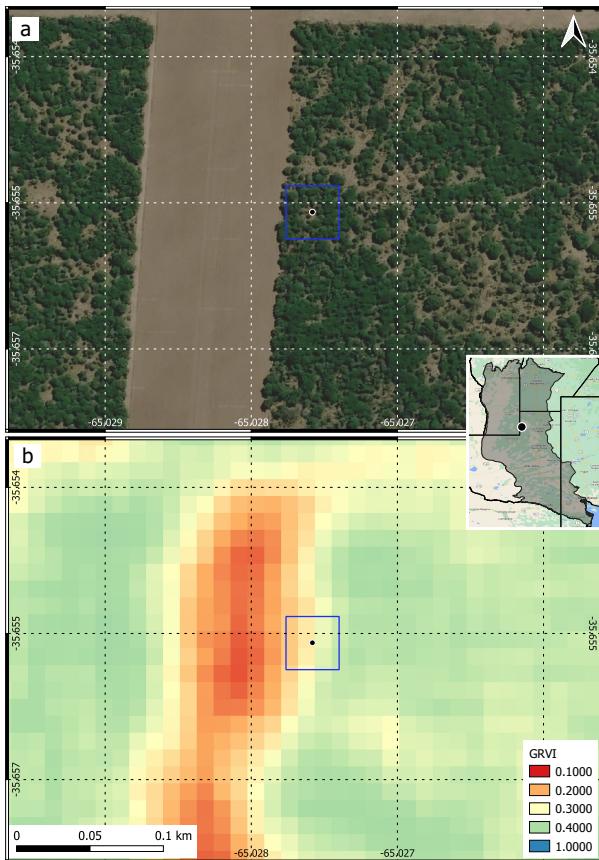


Figura 4.17: Ubicación de una UM que fue tomada muy cerca de una zona sin bosque (b). Se incluye el punto de la UM y el polígono que corresponde a los 9 píxeles considerados para hacer el promedio del GRVI. La figura a presenta, a modo de comparación, el mismo área con imagen de Google Satelital.

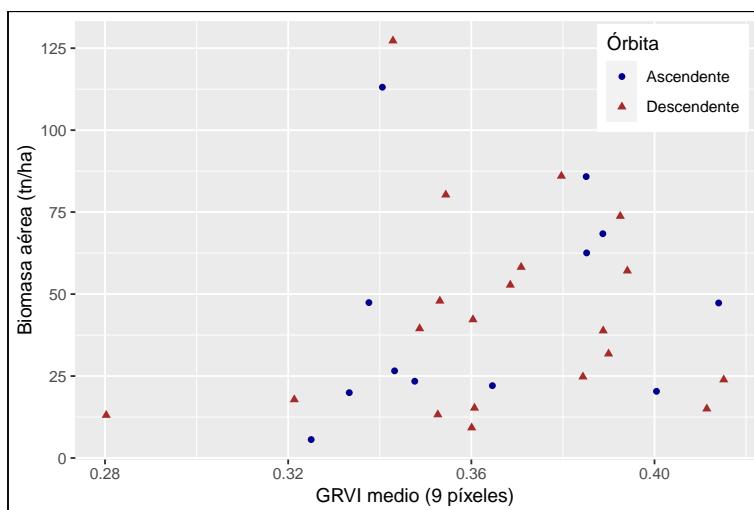


Figura 4.18: Biomasa aérea (t/ha) en función del GRVI medio para 9 píxeles, caracterizando a las UM según el tipo de órbita (ascendente o descendente) de la imagen SAOCOM.

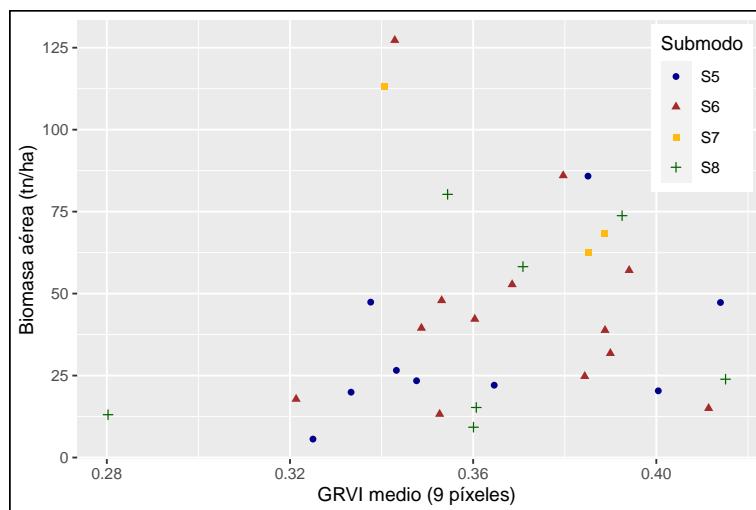


Figura 4.19: Biomasa aérea (t/ha) en función del GRVI medio para 9 píxeles, caracterizando a las UM según el submodo (S5, S6, S7, S8) en que fue adquirida cada imagen SAOCOM.

Capítulo 5

Discusión

En esta Tesis se realizó un análisis exploratorio de datos polarimétricos del satélite argentino SAOCOM 1A, y se calculó por primera vez el índice de vegetación de radar, GRVI, para caracterizar un bosque semiárido. El estudio de un ambiente semiárido en Argentina es muy relevante, porque los ambientes áridos y semiáridos abarcan aproximadamente el 70 % del país, y se encuentra en gran medida afectados por procesos de desertificación [66]. El bosque de caldén es un ambiente frágil, amenazado por las explotaciones que se realizan en la región. En relación a la caracterización de la biomasa con datos de radar de los ambientes semiáridos de Argentina, Iglesias [66] realizó un trabajo inédito en el que estimó la biomasa para el Chaco semiárido a partir de los coeficientes de retrodispersión de imágenes Cosmo-SkyMed (banda X) y Alos-Palsar (banda L). Encontró resultados favorables para la discriminación de coberturas leñosas (e.g. bosque de arbustal) en base al contenido de biomasa, y probablemente a diferencias en la estructura, con las imágenes en banda L, aunque identificó un umbral de saturación a las 80 t/ha. Aparte de este trabajo, no se encontraron otros estudios que utilicen datos de radar para la estimación de biomasa de ambientes áridos o semiáridos de Argentina. Tampoco son abundantes los trabajos en los que se utilizaron datos SAOCOM para el estudio de bosques, pudiéndose mencionar un trabajo reciente en el que se implementaron técnicas InSAR y PollInSAR para el monitoreo de plantaciones forestales en dos regiones de Argentina [67]. Por otra parte, la estimación de biomasa no estuvo entre los objetivos específicos del satélite SAOCOM, como sí lo está entre los propósitos de la futura misión SAOCOM-CS (SAOCOM *Companion Satellite*, enfocada en el estudio de bosques boreales) [68, 69], pero SAOCOM es uno de los pocos satélites con banda L activos y si bien ha sido pensado para aplicaciones en el sector agropecuario y para emergencias, su potencial es mucho más amplio. Un inconveniente de los datos SAOCOM es que no son gratuitos, pero se puede acceder a los mismos con fines científicos mediante la constitución de convenios. El segundo inconveniente es que no es fácil tener información repetida en el tiempo (i.e. series temporales) con estos datos en zonas boscosas. Esto se debe a que el satélite tiene como prioridad la determinación de humedad del suelo en la región pampeana argentina y la adquisición ante situaciones de emergencia, lo que limita la disponibilidad de espacio de almacenamiento para adquisiciones con objetivos o en zonas distintas.

No fue posible obtener información concluyente en relación al modelado de la biomasa del bosque semiárido de caldén utilizando información de los datos del Segundo Inventario Nacional de Bosque Nativo [56], pero el análisis exploratorio arrojó algunos indicios para la continuidad de futuras investigaciones. Se obtuvo un rango bastante acotado de valores del GRVI (mínimo de 0,21 y máximo de 0,63 considerando el valor del píxel, y mínimo de

0,28 y máximo de 0,42 considerando el promedio de 9 píxeles) para un rango amplio de contenido de biomasa (mínimo de 5,62 t/ha y máximo de 127,27 t/ha). Muy pocos modelos permitieron visualizar algún tipo de relación, tanto para el GRVI como para los demás atributos de imágenes de radar calculados. En relación al GRVI, solo se obtuvieron resultados favorables con la biomasa de las UM de bosque cerrado, aunque este análisis se realizó con muy pocas muestras (10 UM). También se obtuvo un resultado favorable con la cobertura total arbórea, pero la explicación de la variabilidad de ésta por parte del índice fue muy baja ($R^2 = 0,12$). En el trabajo de Naidoo y colaboradores [15] encontraron que la banda L del radar ALOS PALSAR brindó el mejor resultado para modelar la cobertura de la canopia en una sabana en Sudáfrica, en este caso con un R^2 mucho mayor, de 0,77. En relación a los demás atributos de radar calculados, solo algunos mostraron resultados favorables en el modelado de la biomasa, como la componente de volumen de la descomposición de Pauli y la componente de hélice de la descomposición de Yamaguchi. En el caso de las componentes de volumen, se espera que éstas sean las que mejor modelan la vegetación y sus características, pero solo la componente de volumen de la descomposición de Pauli presentó un modelo significativo. Por otra parte, la relación con la componente de hélice de la descomposición de Yamaguchi fue llamativa, pero muy significativa. La componente de hélice fue incorporada en la descomposición de Yamaguchi para detectar la dispersión de estructuras geométricas de origen antrópico, como edificios y zonas urbanas [48]. Sin embargo, Persson y colaboradores [43] encontraron que al modelar la biomasa de bosques boreales con banda C de RADARSAT-2, tanto la componente de volumen como la de hélice de la descomposición de Yamaguchi fueron buenas predictoras.

En relación a los resultados se pueden mencionar algunas consideraciones. Al tratarse de un análisis exploratorio y por contar con pocos datos de campo, se pretendió establecer la relación entre biomasa y GRVI mediante distintos modelos de regresión, aunque este modelo se puede considerar en desventaja ante otros algoritmos como *Random Forest* y *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost) [70]. Sin embargo, como se trató de una exploración, consideramos que las pruebas estadísticas fueron suficientes. Puede ser interesante a futuro intentar modelar la biomasa del bosque de caldén considerando otro algoritmo. Por otra parte, algunas publicaciones muestran que el ángulo de incidencia puede ser un problema a la hora de caracterizar la retrodispersión de volumen proveniente de la vegetación [39, 40, 63], pero en este trabajo no se observó un efecto causado por este ángulo (i.e. distintos submodos de adquisición de las imágenes SAOCOM, Figura 4.6) sobre los valores del GRVI. Si bien en este caso el ángulo varía en un rango muy acotado (entre 25° y 33° aproximadamente), para algunas polarizaciones ese rango es el de mayor variabilidad [39]. Otra cuestión a resaltar es que se trabajó con una única imagen para el modelado, mientras que el análisis multitemporal permite excluir la variabilidad ambiental y reducir el efecto del *speckle*, y por lo tanto, aumentar la sensibilidad a la detección de la biomasa [43]. Como se mencionó anteriormente es difícil obtener imágenes de distintas fechas para una misma zona fuera de la región pampeana argentina. Por otra parte, Liu y colaboradores [38] estimaron la biomasa de un bosque templado a partir de datos del radar ALOS PALSAR utilizando una sola imagen, y concluyeron que en su trabajo fue posible hacer la estimación sin una gran cantidad de datos SAR (i.e. una sola imagen).

Estudios previos demuestran que, en general, la interacción de la banda L con la vegetación permite caracterizar mejor la biomasa de troncos, mientras que la banda C brinda información del dosel [4, 42]. La particularidad del bosque de caldén es que se trata de un bosque bajo, con contenido de biomasa reducido (<150 t/ha) en comparación con otras formaciones boscosas, y los árboles que lo constituyen tienen una forma particularmente extendida, en algunos casos con una copa muy amplia (Figura 3.3). Además, al tratarse de

un bosque semiárido de bajo contenido de biomasa y en algunos casos baja densidad de árboles, puede haber un fuerte efecto de dispersión por parte del suelo. Por otra parte, el bosque se encuentra en etapas sucesionales relativamente tempranas, debido a incendios o desmontes [71, 72], y por lo tanto, el desarrollo de los troncos de los árboles es reducido. Ante esta situación sería conveniente probar en trabajos futuros el modelado de la relación de la biomasa en función de atributos de las imágenes de radar, pero utilizando datos de banda C. Si bien varios trabajos [15, 17, 18] concluyen que banda L es mejor para modelar la biomasa de zonas con bajo contenido, Zeng y colaboradores [42] encontraron un mejor resultado para banda C que para banda L en la estimación de la biomasa de un bosque subtropical en China. Consideraron que esto pudo deberse a la estructura del bosque y a la composición de especies, que determinan una interacción diferente con cada longitud de onda.

El uso de imágenes de radar no facilitó la separación de categorías de bosque de distinta densidad, y por lo tanto, distinto contenido de biomasa, pero vale aclarar que el GRVI permitió diferenciar fácilmente las coberturas que presentan especies leñosas (bosque y arbustal) de las que no (pastizal, cultivo, suelo desnudo) (Figuras 4.3 y 4.4). Este mismo resultado fue informado en el trabajo de Pereira y colaboradores [73], donde utilizaron ratios de bandas, un índice de retrodispersión y texturas de imágenes ALOS PALSAR sobre bosques tropicales en la amazonía brasileña. Encontraron que no fue posible diferenciar categorías de bosque de distinta densidad, pero si pudieron separar el bosque de zonas de regeneración, pasturas y suelo desnudo. Concluyeron que en este caso la falta de diferenciación ocurrió porque se trató de un bosque tropical con una estructura vertical y horizontal compleja, lo que puede implicar que se alcance el nivel de saturación para banda L. Un resultado similar fue informado por Luo y colaboradores [74], donde utilizaron la descomposición de Freeman-Durden de bandas P y C para diferenciar vegetación por altura (bosque, pastizal, cultivos). En el caso de banda C, pudieron diferenciar a la vegetación de otras coberturas (i.e. suelo desnudo, urbanización, agua), pero no pudieron establecer categorías dentro de la vegetación por altura de las plantas. Con banda P si pudieron observar diferencias en la vegetación por altura.

También se debe considerar que los datos de campo utilizados en este trabajo no están exentos de problemas. Algunas UM quedaron ubicadas en proximidades a picadas o caminos y otras en zonas de claros dentro del bosque, lo que dio gran variabilidad a los valores de biomasa obtenidos. Esta distribución de las UM se debe a que el objetivo del Inventario es permitir el conocimiento y monitoreo a escala regional de los bosques para desarrollar políticas públicas de manejo sustentable y conservación [56]. En el trabajo de Zeng y colaboradores [42] indicaron que si bien ubicaron los puntos de muestreo al azar, en algunos casos los reubicaron en lugares estratégicos para que sean representativos de las categorías de bosque que pretendieron modelar. En el Segundo Inventario de Bosque Nativo las UM se distribuyeron de manera homogénea cada 10 km sobre una grilla [56], independientemente de si la ubicación es representativa de una fisonomía, tipo de bosque o rodal. Esto probablemente resultó perjudicial para ajustar un modelo preciso y estimar la biomasa a partir de imágenes SAOCOM. Además, las UM disponibles fueron pocas, si bien se contaba con casi el doble de la cantidad utilizada, las UM excluidas no interceptaban ninguna de las imágenes SAOCOM disponibles en el periodo de estudio. Esto redujo de manera considerable la cantidad de UM. En la bibliografía se encontraron trabajos con buenos resultados a partir de pocos datos bien distribuidos y representativos [38, 42, 43, 75], y otros donde la cantidad de muestreos para modelar la biomasa es mayor [35, 76, 77]. Además, no hay mucha certeza en relación a cuál es la mejor opción de parcela para realizar un muestreo. Se indican formas y tamaños variables, que mayormente tiene que ver con la

disponibilidad de tiempo y de recursos y la dificultad de muestreo, más que con la mejor forma de representar la variabilidad del bosque que se pretenden modelar. La determinación de una parcela inadecuada puede derivar en incertidumbres inherentes a la alometría, la geolocalización y la representación poco adecuada de la variabilidad espacial del bosque y, por lo tanto, influir considerablemente en los resultados obtenidos [77]. Para resolver el dilema de la forma y el tamaño de la parcela se ha empezado a implementar, siempre que sea posible, el uso de datos LiDAR para el entrenamiento de los modelos de biomasa a partir de información de radar [42, 77].

Conclusión

Este trabajo consistió en el análisis exploratorio de datos polarimétricos del satélite argentino SAOCOM 1A, para la caracterización del bosque semiárido de caldén. Por primera vez se utilizó el índice de vegetación de radar, GRVI en la caracterización de un bosque, y se llevó a cabo el desafío de utilizar datos SAOCOM para este objetivo. Si bien los resultados obtenidos no permitieron extraer información concluyente en relación al modelado de la biomasa a partir del GRVI, en el análisis del bosque cerrado se observó un resultado positivo, por lo que es recomendable seguir investigando en esta línea. En relación al GRVI, se puede considerar que respondió bien a la diferenciación de coberturas, como bosque de pastizales y cultivos, y por sus características es un índice prometedor. Es necesario continuar investigando su capacidad para la caracterización de zonas boscosas, porque es muy útil para trabajar en zonas con nubosidad elevada. Sería interesante aumentar la disponibilidad de imágenes SAOCOM sobre zonas boscosas del país para poder implementar caracterizaciones multitemporales. Además puede ser conveniente, para este tipo de bosque en particular, combinar los datos SAOCOM con datos en banda C, como los de Sentinel 1, y poder contar con un conjunto de datos de campo mejor distribuido y/o más abundante.

En las últimas décadas se han implementado múltiples políticas internacionales que requieren información sobre los bosques. Los objetivos de estas políticas implican frenar la tendencia en la pérdida de bosques y estimular la reforestación y la restauración forestal, e incluyen incentivos para el logro de estas metas [33]. En este contexto, la estimación de la biomasa es esencial, permite comprender los impactos del uso dinámico de la tierra sobre cambios globales, como el aumento de la temperatura promedio del planeta, y constituye información útil para estimar probabilidad e impactos de incendios, monitorear prácticas forestales y evaluar disponibilidad de recursos (e.g. madereros, bioenergéticos, etc.). La información precisa sobre la distribución de la biomasa y su dinámica espacial y temporal es esencial para planificar nuevas políticas de acción y evaluar las existentes. El uso de sensores remotos, particularmente de radares con relativa independencia de la situación meteorológica y de la presencia de luz solar, ha facilitado el estudio de la biomasa. Es importante aclarar que si bien el uso de datos de sensores remotos no proporciona mediciones directas de la biomasa, brinda información a partir de la cual se la puede estimar, por lo que probar nuevas herramientas (e.g. el GRVI) en distintos ambientes (e.g. bosques semiáridos) es fundamental.

Referencias bibliográficas

- [1] ARSET, "Mapeo y Monitoreo de los Bosques con Datos SAR." <https://appliedsciences.nasa.gov/join-mission/training/spanish/arsset-mapeo-y-monitoreo-de-los-bosques-con-datos-sar>, Visitado septiembre de 2022.
- [2] A. I. Flores-Anderson, K. E. Herndon, R. B. Thapa, and E. Cherrington, *THE SAR HANDBOOK Comprehensive Methodologies for Forest Monitoring and Biomass Estimation*. Published electronically April 2019., 2019.
- [3] ARSET, "Mapping Crops and their Biophysical Characteristics with Polarimetric SAR and Optical Remote Sensing." <https://appliedsciences.nasa.gov/join-mission/training/english/arsset-mapping-crops-and-their-biophysical-characteristics>, Visitado agosto de 2022.
- [4] I. H. Woodhouse, *Introduction to Microwave Remote Sensing*. Boca Raton, Florida, USA: Taylor & Francis Group, 2006.
- [5] B. Kunnen, C. Macdonald, A. Doronin, S. Jacques, M. Eccles, and I. Meglinski, "Application of circularly polarized light for non-invasive diagnosis of cancerous tissues and turbid tissue-like scattering media," *Journal of Biophotonics*, vol. 8, pp. 317–323, apr 2015.
- [6] "Climate Engine." <https://app.climateengine.com/climateEngine>, Visitado julio de 2021. En la actualidad esta plataforma ya no es de acceso libre.
- [7] N. C. Wiederkehr, F. F. Gama, P. B. N. Castro, P. d. C. Bispo, H. Balzter, E. E. Sano, V. Liesenberg, J. R. Santos, and J. C. Mura, "Discriminating Forest Successional Stages, Forest Degradation, and Land Use in Central Amazon Using ALOS/PALSAR-2 Full-Polarimetric Data," *Remote Sensing*, vol. 12, p. 3512, oct 2020.
- [8] W. H. Schlesinger, "Global change ecology," *Trends in Ecology and Evolution*, vol. 21, no. 6, pp. 348–351, 2006.
- [9] S. Cabrera Silva, "Cambio global: una mirada desde la biología," *Revista chilena de enfermedades respiratorias*, vol. 35, no. 1, pp. 9–14, 2019.
- [10] L. P. Olander, H. K. Gibbs, M. Steininger, J. J. Swenson, and B. C. Murray, "Reference scenarios for deforestation and forest degradation in support of REDD: A review of data and methods," *Environmental Research Letters*, vol. 3, no. 2, 2008.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [11] J. Rockström, W. Steffen1, K. Noone, Å. Persson, F. S. Chapin, E. F. Lambin, T. M. Lenton, M. Scheffer, C. Folke, H. J. Schellnhuber, B. Nykvist, C. A. de Wit, T. Hughes, S. van der Leeuw, H. Rodhe, S. Sörlin1, P. S. K., R. Costanza1, U. Svedin, M. Falkenmark, L. Karlberg, R. W. Corell, V. J. Fabry, J. Hansen, B. Walker, D. Liverman, K. Richardson, P. Crutzen, and J. A. Foley, "A safe operating space for humanity," *Nature*, vol. 461, pp. 472–475, feb 2009.
- [12] Y. Xie, Z. Sha, and M. Yu, "Remote sensing imagery in vegetation mapping: a review," *Journal of Plant Ecology*, vol. 1, pp. 9–23, mar 2008.
- [13] M. C. Hansen, P. V. Potapov, R. Moore, M. Hancher, S. A. Turubanova, A. Tyukavina, D. Thau, S. V. Stehman, S. J. Goetz, T. R. Loveland, A. Kommareddy, A. Egorov, L. Chini, C. O. Justice, and J. R. G. Townshend, "High-Resolution Global Maps of 21st-Century Forest Cover Change," *Science*, vol. 342, pp. 850–853, nov 2013.
- [14] FAO and UNEP, "The state of the World's Forests 2020. Forests, biodiversity and people," tech. rep., Food and Agriculture Organization of the United Nations, Roma, 2020.
- [15] L. Naidoo, R. Mathieu, R. Main, W. Kleynhans, K. Wessels, G. Asner, and B. Leblon, "Savannah woody structure modelling and mapping using multi-frequency (X-, C- and L-band) Synthetic Aperture Radar data," *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 105, pp. 234–250, 2015.
- [16] M. A. Wulder and S. E. Franklin, *Understanding Forest Disturbance and Spatial Pattern: Remote Sensing and GIS Approaches*. CRC Press, 1er edició ed., 2006.
- [17] M. Schlund and M. Davidson, "Aboveground Forest Biomass Estimation Combining L- and P-Band SAR Acquisitions," *Remote Sensing*, vol. 10, p. 1151, jul 2018.
- [18] I. Hajnsek and Y.-L. Desnos, eds., *Polarimetric Synthetic Aperture Radar*, vol. 25 of *Remote Sensing and Digital Image Processing*. Cham: Springer International Publishing, aug 2021.
- [19] S. Englhart, V. Keuck, and F. Siegert, "Aboveground biomass retrieval in tropical forests - The potential of combined X- and L-band SAR data use," *Remote Sensing of Environment*, vol. 115, no. 5, pp. 1260–1271, 2011.
- [20] J. N. Collins, L. B. Hutley, R. J. Williams, G. Boggs, D. Bell, and R. Bartolo, "Estimating landscape-scale vegetation carbon stocks using airborne multi-frequency polarimetric synthetic aperture radar (SAR) in the savannahs of north Australia," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 30, no. 5, pp. 1141–1159, 2009.
- [21] J. M. Carreiras, J. B. Melo, and M. J. Vasconcelos, "Estimating the above-ground biomass in miombo savanna woodlands (Mozambique, East Africa) using L-band synthetic aperture radar data," *Remote Sensing*, vol. 5, no. 4, pp. 1524–1548, 2013.
- [22] D. Ratha, D. Mandal, V. Kumar, H. Mcnairn, A. Bhattacharya, and A. C. Frery, "A Generalized Volume Scattering Model-Based Vegetation Index from Polarimetric SAR Data," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 16, no. 11, pp. 1791–1795, 2019.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [23] D. Mandal, V. Kumar, D. Ratha, J. M. Lopez-Sanchez, A. Bhattacharya, H. McNairn, Y. S. Rao, and K. V. Ramana, "Assessment of rice growth conditions in a semi-arid region of India using the Generalized Radar Vegetation Index derived from RADARSAT-2 polarimetric SAR data," *Remote Sensing of Environment*, vol. 237, no. July 2019, p. 111561, 2020.
- [24] Y. Kim and J. J. Van Zyl, "A time-series approach to estimate soil moisture using polarimetric radar data," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 47, no. 8, pp. 2519–2527, 2009.
- [25] Y. Kim, T. Jackson, R. Bindlish, S. Hong, G. Jung, and K. Lee, "Retrieval of wheat growth parameters with radar vegetation indices," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 11, no. 4, pp. 808–812, 2014.
- [26] Y. Huang, J. P. Walker, Y. Gao, X. Wu, and A. Monerris, "Estimation of Vegetation Water Content From the Radar Vegetation Index at L-Band," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 54, no. 2, pp. 981–989, 2016.
- [27] J. Menéndez and S. La Rocca, "Primer inventario Nacional De Bosques Nativos. Segunda Etapa: inventario De Campo De La Región Espinal Distritos Caldén Y Ñandubay," tech. rep., Secretaría de Ambiente y Desarrollo Sustentable de la Nación, 2007.
- [28] M. E. Frank Buss, E. Leizica, R. Peinetti, and E. Noellemeyer, "Relationships between landscape features, soil properties, and vegetation determine ecological sites in a semi-arid savanna of central Argentina," *Journal of Arid Environments*, vol. 173, p. 104038, feb 2020.
- [29] M. González-Roglich, J. J. Swenson, D. Villarreal, E. G. Jobbágy, and R. B. Jackson, "Woody Plant-Cover Dynamics in Argentine Savannas from the 1880s to 2000s: The Interplay of Encroachment and Agriculture Conversion at Varying Scales," *Ecosystems*, vol. 18, no. 3, pp. 481–492, 2015.
- [30] M. González-Roglich, J. J. Swenson, E. G. Jobbágy, and R. B. Jackson, "Shifting carbon pools along a plant cover gradient in woody encroached savannas of central Argentina," *Forest Ecology and Management*, vol. 331, pp. 71–78, 2014.
- [31] "SAOCOM." <https://www.argentina.gob.ar/ciencia/conae/misiones-espaciales/saocom>, Visitado septiembre de 2021.
- [32] "INVAP en la misión SAOCOM." <http://saocom.invap.com.ar/>, Visitado septiembre de 2021.
- [33] M. Herold, S. Carter, V. Avitabile, A. B. Espejo, I. Jonckheere, R. Lucas, R. E. McRoberts, E. Næsset, J. Nightingale, R. Petersen, J. Reiche, E. Romijn, A. Rosenqvist, D. M. A. Rozendaal, F. M. Seifert, M. J. Sanz, and V. De Sy, "The Role and Need for Space-Based Forest Biomass-Related Measurements in Environmental Management and Policy," *Surveys in Geophysics*, vol. 40, pp. 757–778, jul 2019.
- [34] O. Antropov, Y. Rauste, T. Häme, and J. Praks, "Polarimetric ALOS PALSAR time series in mapping biomass of boreal forests," *Remote Sensing*, vol. 9, no. 10, pp. 1–24, 2017.

- [35] J. L. Hernández Stefanoni, M. Á. Castillo Santiago, J. A. Mauricio, J.-F. Mas, F. Tun Dzul, and J. M. Dupuy Rada, *Mapeo de la biomasa aérea de los bosques mediante datos de sensores remotos y R*. Chetumal, Quintana Roo, México: El Colegio de la Frontera Sur: Centro de Investigación Científica de Yucatán, 2021.
- [36] FAO, “Essential Climate Variables. Assessment of the status of the development of the standards for the terrestrial Essential Climate Variables,” *GTOS Essential Climate Variable Reports*, vol. T8, p. 32, 2009.
- [37] U. Khati and G. Singh, “Combining L-band Synthetic Aperture Radar backscatter and TanDEM-X canopy height for forest aboveground biomass estimation,” *Frontiers in Forests and Global Change*, vol. 5, 2022.
- [38] Z. Liu, O. O. Michel, G. Wu, Y. Mao, Y. Hu, and W. Fan, “The Potential of Fully Polarized ALOS-2 Data for Estimating Forest Above-Ground Biomass,” *Remote Sensing*, vol. 14, no. 3, 2022.
- [39] W. Huang, G. Sun, W. Ni, Z. Zhang, and R. Dubayah, “Sensitivity of multi-source SAR backscatter to changes in forest aboveground biomass,” *Remote Sensing*, vol. 7, no. 8, pp. 9587–9609, 2015.
- [40] V. Liesenberg, “Mapping tropical successional forest stages using multifrequency sar,” in *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS 2022, Kuala Lumpur, Malaysia, July 17-22, 2022*, pp. 5638–5641, IEEE, 2022.
- [41] O. Antropov, Y. Rauste, and T. Hame, “Volume scattering modeling in PolSAR decompositions: Study of ALOS PALSAR data over boreal forest,” *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 49, no. 10 PART 2, pp. 3838–3848, 2011.
- [42] P. Zeng, W. Zhang, Y. Li, J. Shi, and Z. Wang, “Forest Total and Component Above-Ground Biomass (AGB) Estimation through C-and L-band Polarimetric SAR Data,” *Forests*, vol. 13, no. 3, pp. 1–19, 2022.
- [43] H. J. Persson, R. Mukhopadhyay, I. Huuva, and J. E. Fransson, “Comparison of boreal biomass estimations using c- and x-band polsar,” in *IGARSS 2022 - 2022 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, pp. 5555–5558, 2022.
- [44] H. Li, J. Lu, G. Tian, H. Yang, J. Zhao, and N. Li, “Crop Classification Based on GDSSM-CNN Using Multi-Temporal RADARSAT-2 SAR with Limited Labeled Data,” *Remote Sensing*, vol. 14, no. 16, 2022.
- [45] Y. Kim, T. Jackson, R. Bindlish, H. Lee, and S. Hong, “Radar vegetation index for estimating the vegetation water content of rice and soybean,” *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 9, no. 4, pp. 564–568, 2012.
- [46] C. López-Martínez, “Signal Processing of Polarimetric SAR: Detection and Parameter Extraction.” <https://www.youtube.com/watch?v=0fcSfUKhaa4>, Visitado septiembre de 2021.
- [47] J.-S. Lee and E. Pottier, *Polarimetric radar imaging*. Taylor & Francis Group, LLC, 2009.
- [48] Y. Yamaguchi, *Polarimetric SAR Imaging*. CRC Press, aug 2020.

- [49] S. Cloude, "Polarisation: Applications in Remote Sensing," *Polarisation: Applications in Remote Sensing*, 2010.
- [50] D. Ratha, S. De, T. Celik, and A. Bhattacharya, "Change Detection in Polarimetric SAR Images Using a Geodesic Distance Between Scattering Mechanisms," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 14, no. 7, pp. 1066–1070, 2017.
- [51] D. Ratha, A. Bhattacharya, and A. C. Frery, "Unsupervised classification of PolSAR data using a scattering similarity measure derived from a geodesic distance," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 15, no. 1, pp. 151–155, 2018.
- [52] S. Agashe, *Polarimetric Decomposition of SAR Data for Forest Structure Assessment*. PhD thesis, Chalmers University of Technology, 2013.
- [53] A. L. Cabrera, "Regiones Fitogeográficas Argentinas," 1976.
- [54] C. E. Merenson, J. L. Menéndez, and S. M. La Rocca, "Primer inventario Nacional de Bosques Nativos -Proyecto Bosques Nativos y Áreas Protegidas Préstamo BIRF 4085-AR," tech. rep., Secretaría de Ambiente y Desarrollo Sustentable - Ministerio de Salud y Ambiente de la Nación, 2005.
- [55] Comisión Nacional de Actividades Espaciales, "SAOCOM-1 Level 1 Product Format," tech. rep., Comisión Nacional de Actividades Espaciales, Buenos Aires, 2020.
- [56] Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible, "Segundo inventario Nacional De Bosques Nativos (INBN2). Informe Regiones forestales Espinal y Delta e islas del río Paraná. Primera revisión," tech. rep., Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible, Buenos Aires, 2020.
- [57] E. S. Agency, "SNAP - ESA Sentinel Application Platform v8.0," 2021.
- [58] R Core Team, *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria, 2021.
- [59] RStudio Team, *RStudio: Integrated Development Environment for R*. RStudio, PBC, Boston, MA, 2022.
- [60] K. O. Pope, J. M. Rey-Benayas, and J. F. Paris, "Radar remote sensing of forest and wetland ecosystems in the central american tropics," *Remote Sensing of Environment*, vol. 48, no. 2, pp. 205–219, 1994.
- [61] S. Cloude and E. Pottier, "A review of target decomposition theorems in radar polarimetry," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 34, no. 2, pp. 498–518, 1996.
- [62] J. J. Van Zyl, "Application of Cloude's target decomposition theorem to polarimetric imaging radar data," *Radar Polarimetry*, pp. 184–191, 1992.
- [63] A. Freeman and S. L. Durden, "A three-component scattering model for polarimetric SAR data," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 36, no. 3, pp. 963–973, 1998.
- [64] Y. Yamaguchi, T. Moriyama, M. Ishido, and H. Yamada, "Four-component scattering model for polarimetric sar image decomposition," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 43, no. 8, pp. 1699–1706, 2005.

- [65] J. Chave, M. Réjou-Méchain, A. Bürquez, E. Chidumayo, M. S. Colgan, W. B. Delitti, A. Duque, T. Eid, P. M. Fearnside, R. C. Goodman, M. Henry, A. Martínez-Yrízar, W. A. Mugasha, H. C. Muller-Landau, M. Mencuccini, B. W. Nelson, A. Ngomanda, E. M. Nogueira, E. Ortiz-Malavassi, R. Pélissier, P. Ploton, C. M. Ryan, J. G. Saldaña-riaga, and G. Vieilledent, "Improved allometric models to estimate the aboveground biomass of tropical trees," *Global Change Biology*, vol. 20, no. 10, pp. 3177–3190, 2014.
- [66] M. d. R. Iglesias, "Utilización de SAR para la estimación de biomasa forestal en el Chaco semiárido," tech. rep., Instituto Mario Gulich, 2013.
- [67] S. A. Seppi, C. López-Martinez, and M. J. Joseau, "Assessment of L-Band SAOCOM InSAR Coherence and Its Comparison with C-Band: A Case Study over Managed Forests in Argentina," *Remote Sensing*, vol. 14, no. 22, p. 5652, 2022.
- [68] L. Ferro-Famil, Y. Huang, and S. Tebaldini, "Adaptive processing for spaceborne monitoring of forests using sar tomography," in *EUSAR 2021; 13th European Conference on Synthetic Aperture Radar*, pp. 1–5, 2021.
- [69] E. Blomberg, L. Ferro-Famil, M. J. Soja, L. M. Ulander, and S. Tebaldini, "Forest Biomass Retrieval from L-Band SAR Using Tomographic Ground Backscatter Removal," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 15, no. 7, pp. 1030–1034, 2018.
- [70] Y. Li, M. Li, C. Li, and Z. Liu, "Forest aboveground biomass estimation using Landsat 8 and Sentinel-1A data with machine learning algorithms," *Scientific Reports*, vol. 10, no. 1, pp. 1–12, 2020.
- [71] A. A. Medina, E. G. Dussart, H. D. Estelrich, and E. Morici, "Reconstrucción de la historia del fuego en un bosque de Prosopis caldenia (Burk.) de Arizona, sur de la provincia de San Luis," *Multequina*, no. 9, pp. 91–98, 2000.
- [72] A. A. Medina, "Fire regime reconstruction in a Prosopis caldenia woodland, La Pampa, Argentina," *Bosque*, vol. 28, no. 3, pp. 234–240, 2007.
- [73] L. O. Pereira, C. C. Freitas, S. J. S. Sant'Anna, and M. S. Reis, "ALOS/PALSAR Data Evaluation for Land Use and Land Cover Mapping in the Amazon Region," *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 9, no. 12, pp. 5413–5423, 2016.
- [74] Z. Luo, L. Du, L. Liu, Y. Gan, K. Liu, and C. Li, "Study on polarimetric scattering characteristics of different band SAR images based on chinese airborne sar system," in *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS 2022, Kuala Lumpur, Malaysia, July 17-22, 2022*, pp. 2546–2549, IEEE, 2022.
- [75] Z. Liao, B. He, and Y. Shi, "Reducing ambiguity of volume-only coherence improved forest height inversion for p-band repeat-pass polinsar data," in *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS 2022, Kuala Lumpur, Malaysia, July 17-22, 2022*, pp. 2530–2533, IEEE, 2022.
- [76] Y. Zhu, Z. Feng, J. Lu, and J. Liu, "Estimation of forest biomass in Beijing (China) using multisource remote sensing and forest inventory data," *Forests*, vol. 11, no. 2, pp. 1–17, 2020.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [77] U. Khati, M. Lavalle, and G. Singh, “The Role of Time-Series L-Band SAR and GEDI in Mapping Sub-Tropical Above-Ground Biomass,” *Frontiers in Earth Science*, vol. 9, no. October, pp. 1–17, 2021.

Anexo **A**

Atributos de las imágenes SAOCOM

Tabla A.1: Atributos de las imágenes SAOCOM utilizadas en este trabajo.

ID archivo	Fecha de obtención	Fecha de procesamiento	Submodo (Beam)	Órbita	Ángulo de incidencia cercano (°)	Ángulo de incidencia lejano (°)	Latitud central (°)	Longitud central (°)	Resolución en rango (m)	Resolución en acimut (m)
SIA_OPER_SAR_EOSSP_CORE_L1A_OLF_20210923T234808	17 sep 2019	24 sep 2021	S7	Ascendente (A)	29,60	31,20	-36,889927	-64,161956	3,747405725	3,424975905
SIA_OPER_SAR_EOSSP_CORE_L1A_OLF_20210924T120007	06 sep 2019	25 sep 2021	S6	Descendente (D)	27,20	29,60	-35,901557	-64,567731	3,747405725	3,980828009
SIA_OPER_SAR_EOSSP_CORE_L1A_OLF_20211101T163345	16 ago 2019	01 nov 2021	S5	Ascendente (A)	25,30	27,30	-35,309663	-64,245493	3,747405725	3,692409683
SIA_OPER_SAR_EOSSP_CORE_L1A_OLF_20210924T014006	08 oct 2019	24 sep 2021	S8	Descendente (D)	31,20	33,00	-35,204514	-64,895122	3,747405725	3,880720489
SIA_OPER_SAR_EOSSP_CORE_L1A_OLF_20211101T163350	16 ago 2019	01 nov 2021	S5	Ascendente (A)	25,30	27,30	-36,406318	-64,891995	3,747405725	3,691868379
SIA_OPER_SAR_EOSSP_CORE_L1A_OLF_20210923T234813	06 sep 2019	24 sep 2021	S6	Descendente (D)	27,20	29,60	-36,491693	-64,767380	3,747405725	3,980508266
SIA_OPER_SAR_EOSSP_CORE_L1A_OLF_20210924T003006	08 oct 2019	24 sep 2021	S8	Descendente (D)	31,20	33,00	-35,784527	-65,081658	3,747405725	3,880415437

Anexo B

Diagramas de dispersión

En este Anexo se incluyen los diagramas de dispersión de la biomasa aérea (t/ha) con coeficientes de retrodispersión, ratios, índices de radar y componentes de descomposiciones.



Figura B.1: Biomasa aérea (t/ha) en función del coeficiente de retrodispersión HH.

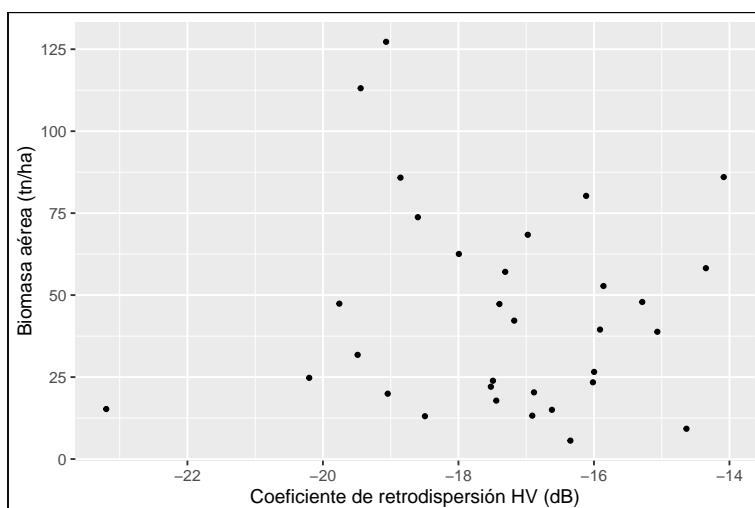


Figura B.2: Biomasa aérea (t/ha) en función del coeficiente de retrodispersión HV.

B DIAGRAMAS DE DISPERSIÓN

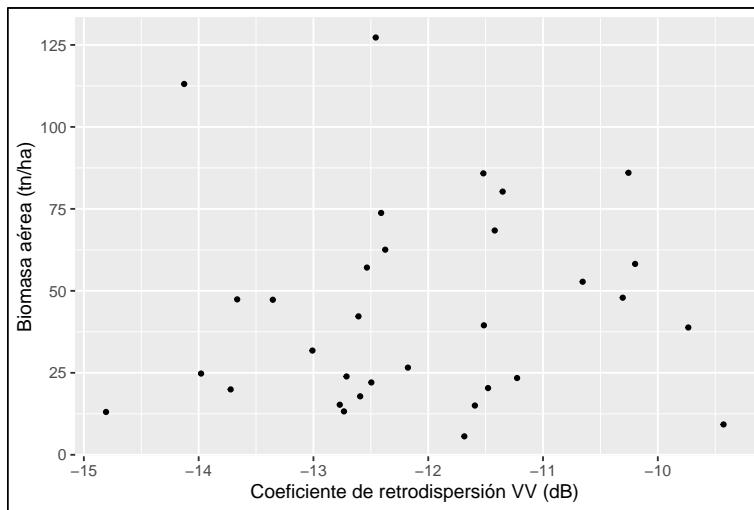


Figura B.3: Biomasa aérea (t/ha) en función del coeficiente de retrodispersión VV.

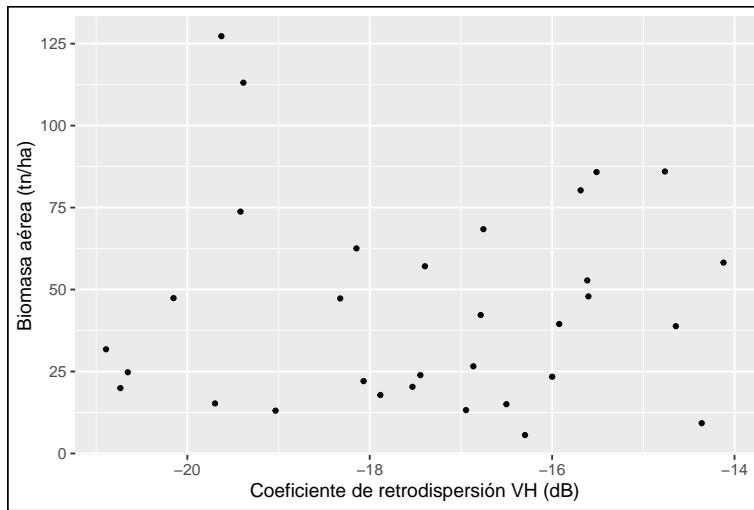


Figura B.4: Biomasa aérea (t/ha) en función del coeficiente de retrodispersión VH.

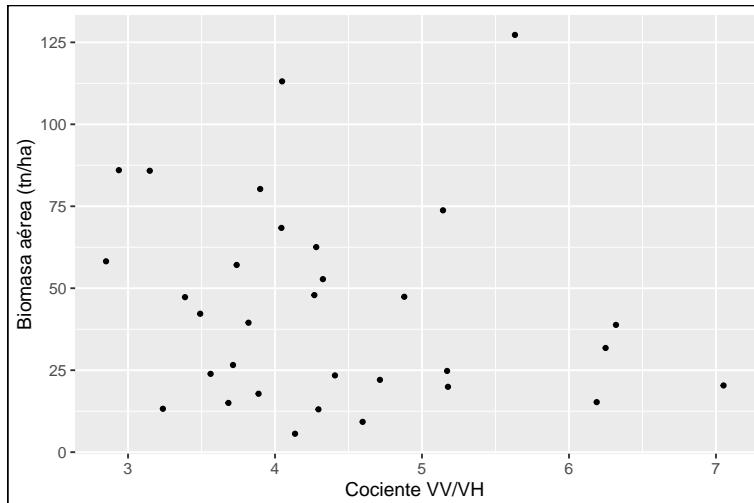


Figura B.5: Biomasa aérea (t/ha) en función del ratio VV/VH.

B DIAGRAMAS DE DISPERSIÓN

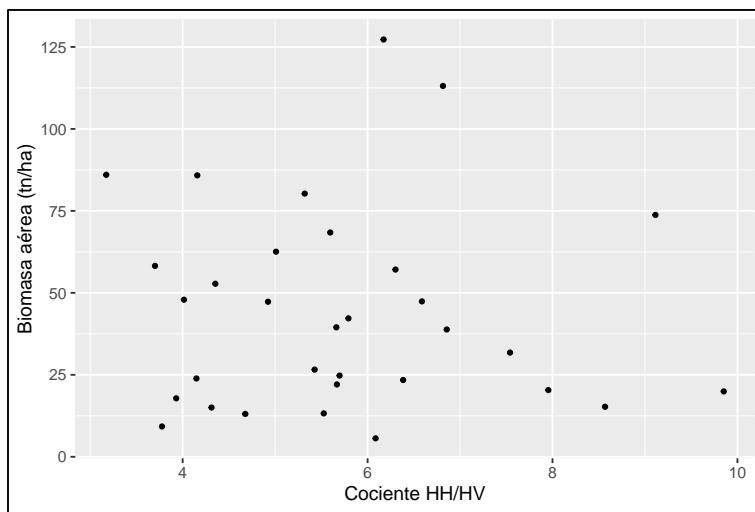


Figura B.6: Biomasa aérea (t/ha) en función del ratio HH/HV.

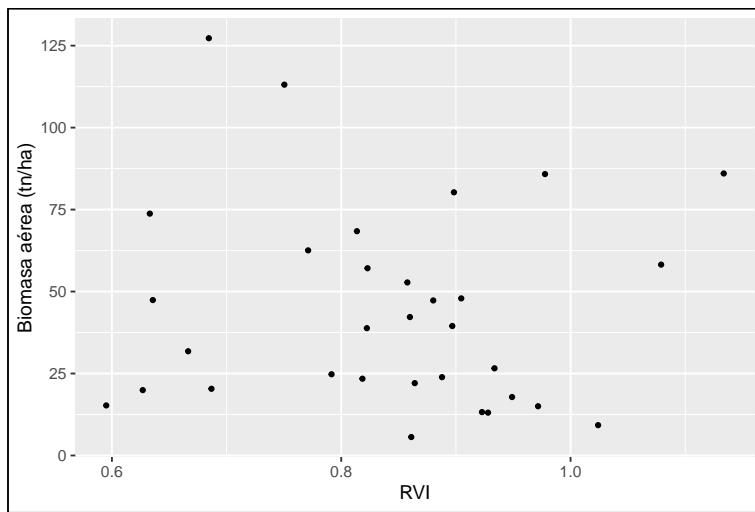


Figura B.7: Biomasa aérea (t/ha) en función del RVI (*Radar Vegetation Index*).

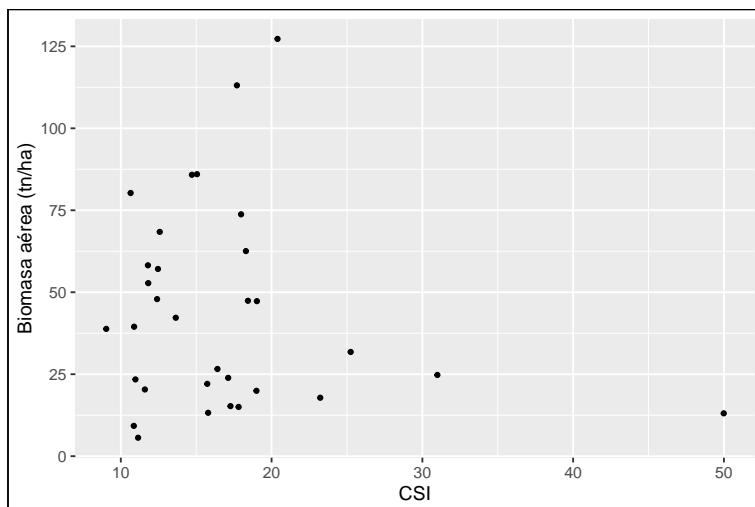


Figura B.8: Biomasa aérea (t/ha) en función del CSI (*Canopy Structure Index*).

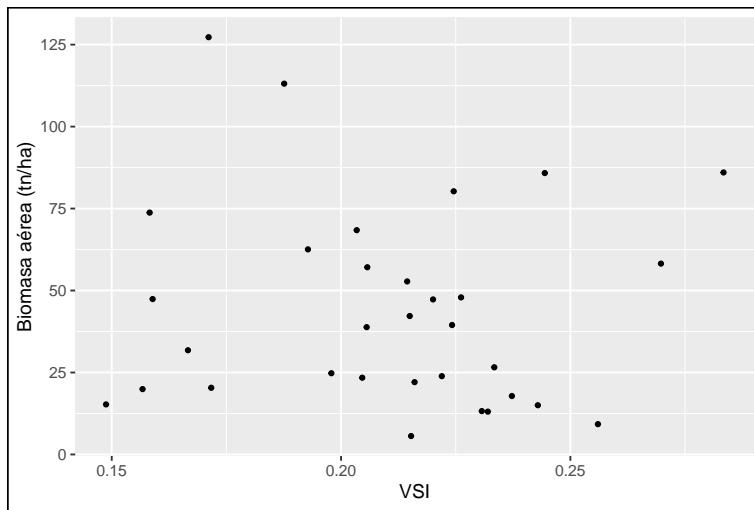


Figura B.9: Biomasa aérea (t/ha) en función del VSI (*Volume Scattering Index*).

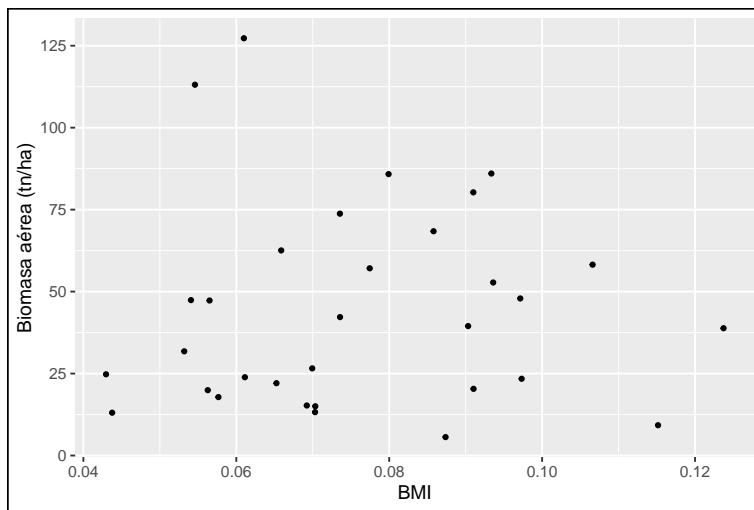


Figura B.10: Biomasa aérea (t/ha) en función del BMI (*Biomass Index*).

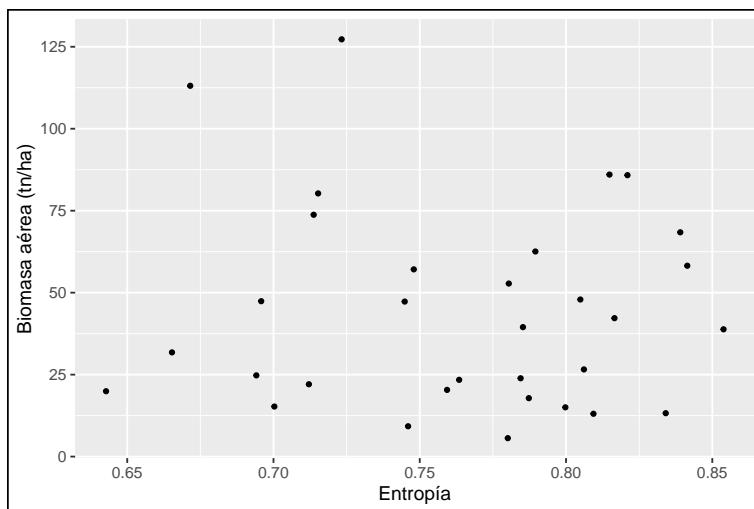


Figura B.11: Biomasa aérea (t/ha) en función de la componente de Entropía (H) de la descomposición de Claude y Pottier.

B DIAGRAMAS DE DISPERSIÓN

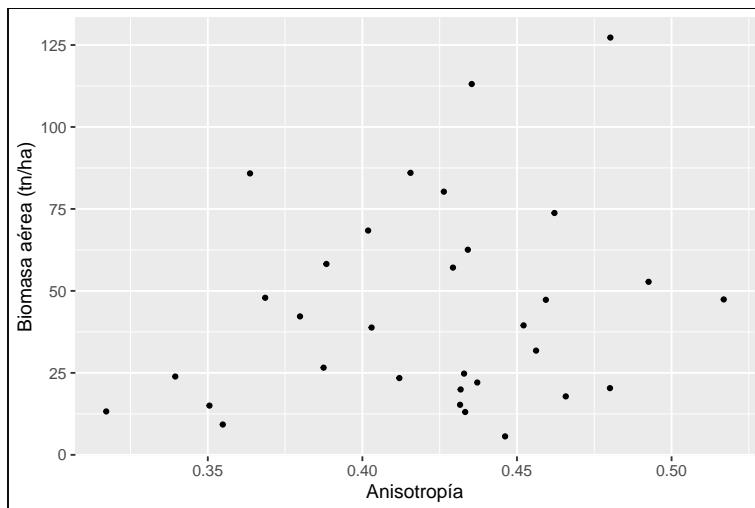


Figura B.12: Biomasa aérea (t/ha) en función de la componente de Anisotropía (A) de la descomposición de Cloude y Pottier.

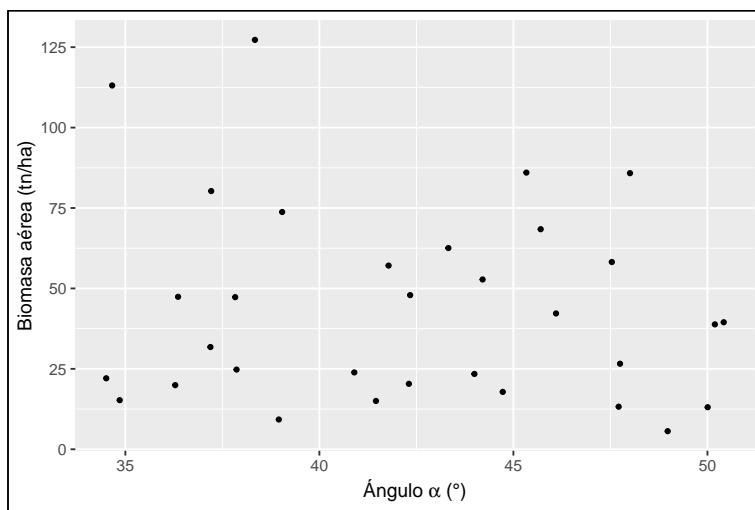


Figura B.13: Biomasa aérea (t/ha) en función de la componente de ángulo α de la descomposición de Cloude y Pottier.

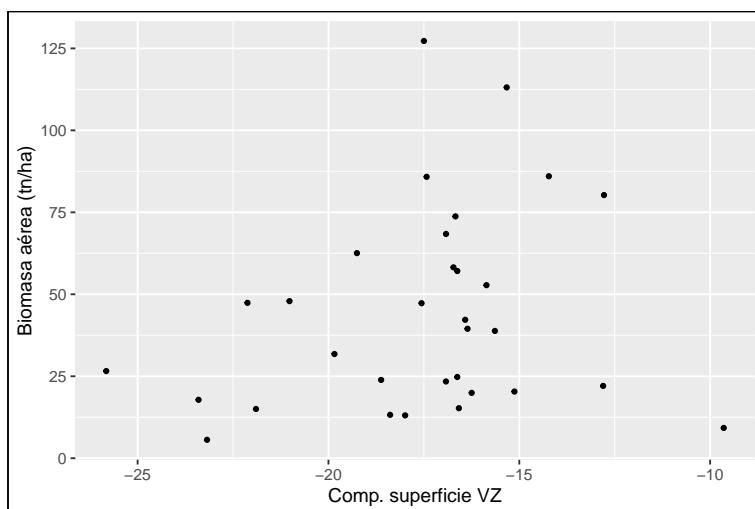


Figura B.14: Biomasa aérea (t/ha) en función de la componente de superficie de la descomposición de van Zyl.

B DIAGRAMAS DE DISPERSIÓN

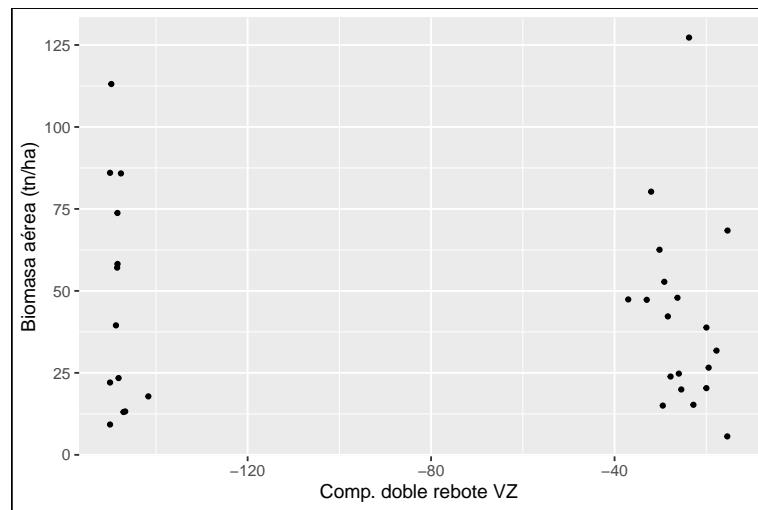


Figura B.15: Biomasa aérea (t/ha) en función de la componente de doble rebote de la descomposición de van Zyl.

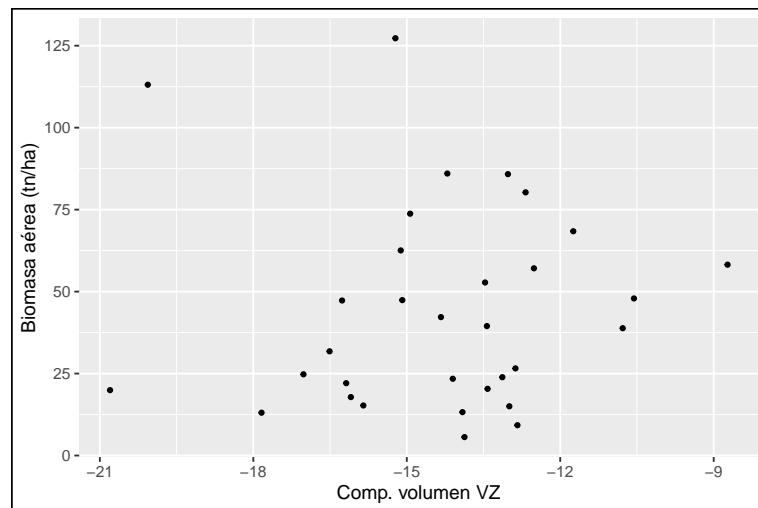


Figura B.16: Biomasa aérea (t/ha) en función de la componente de volumen de la descomposición de van Zyl.

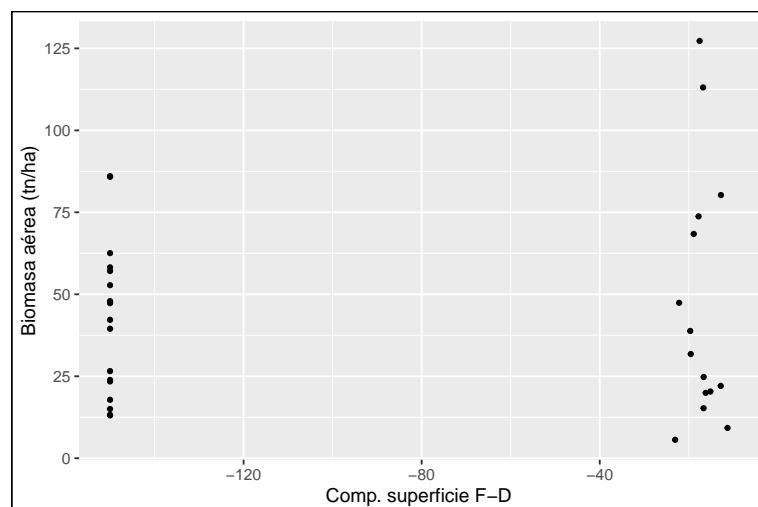


Figura B.17: Biomasa aérea (t/ha) en función de la componente de superficie de la descomposición de Freeman y Durden.

B DIAGRAMAS DE DISPERSIÓN

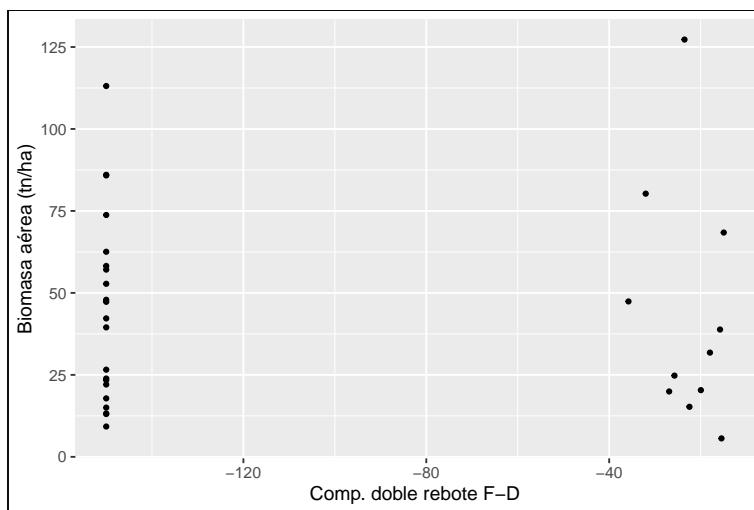


Figura B.18: Biomasa aérea (t/ha) en función de la componente de doble rebote de la descomposición de Freeman y Durden.

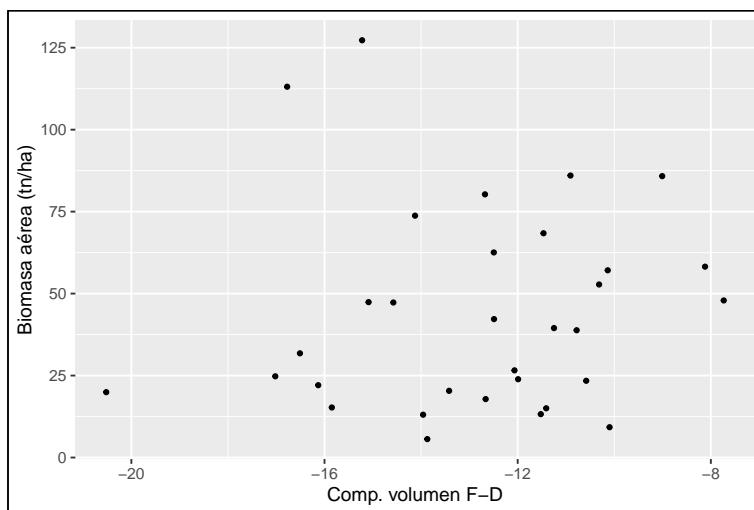


Figura B.19: Biomasa aérea (t/ha) en función de la componente de volumen de la descomposición de Freeman y Durden.

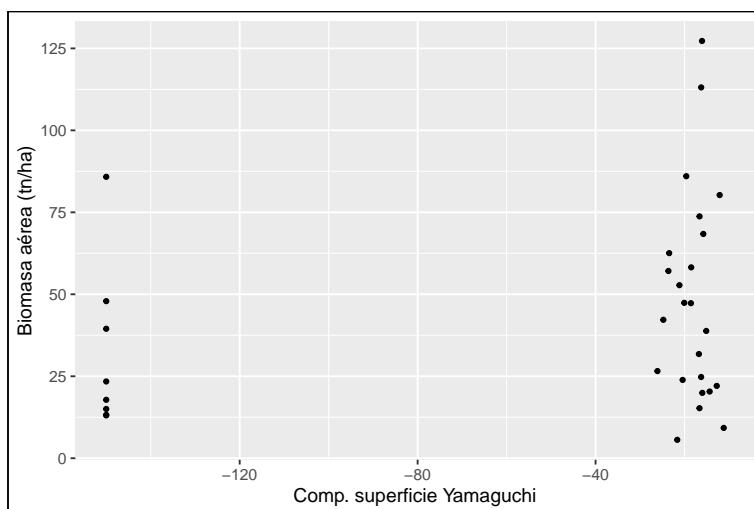


Figura B.20: Biomasa aérea (t/ha) en función de la componente de superficie de la descomposición de Yamaguchi.

B DIAGRAMAS DE DISPERSIÓN

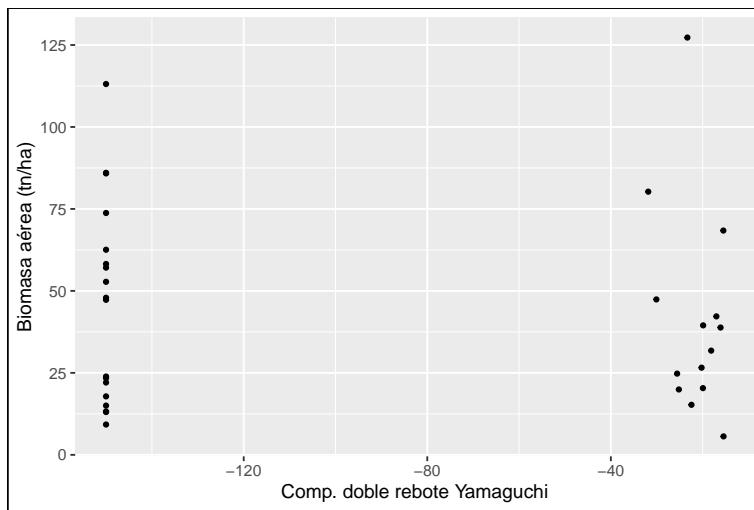


Figura B.21: Biomasa aérea (t/ha) en función de la componente de doble rebote de la descomposición de Yamaguchi.

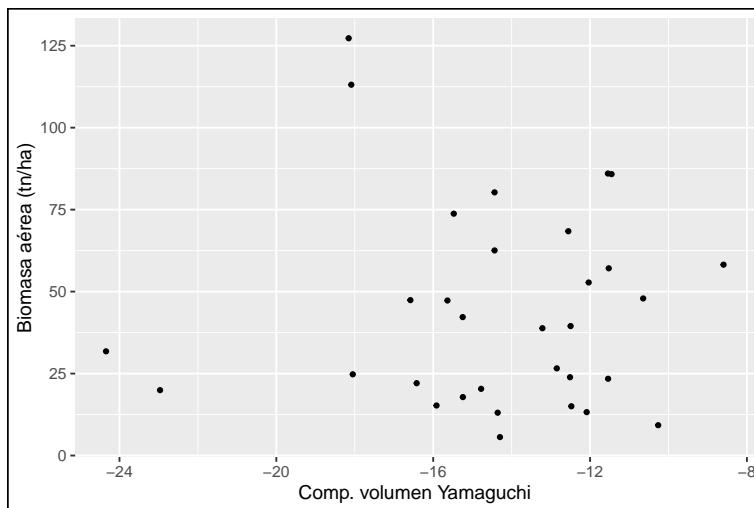


Figura B.22: Biomasa aérea (t/ha) en función de la componente de volumen de la descomposición de Yamaguchi.

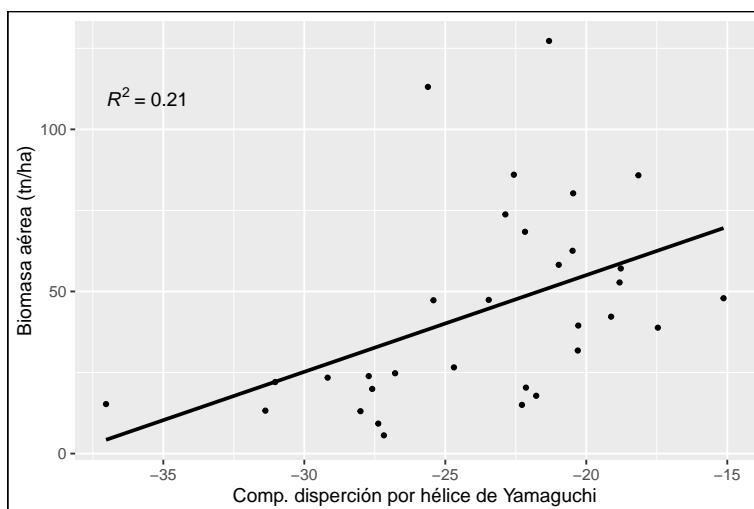


Figura B.23: Biomasa aérea (t/ha) en función de la componente de hélice de la descomposición de Yamaguchi. Se incluye la recta de regresión lineal y el valor de R^2 .

B DIAGRAMAS DE DISPERSIÓN

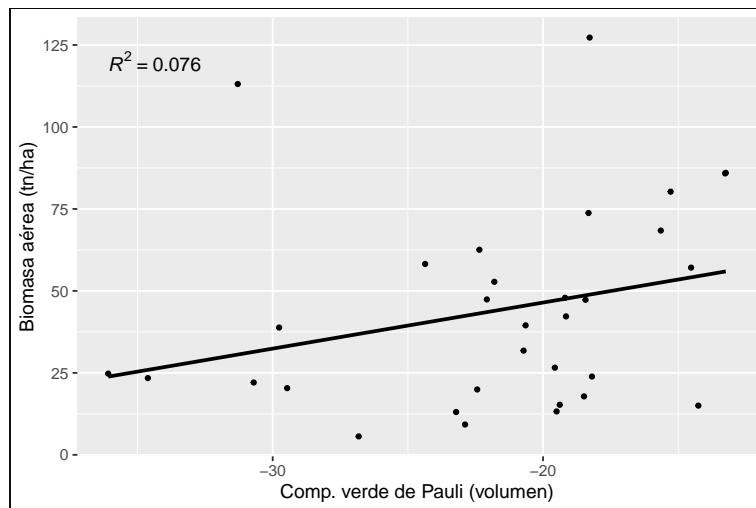


Figura B.24: Biomasa aérea (t/ha) en función de la componente verde (volumen) de la descomposición de Pauli. Se incluye la recta de regresión lineal y el valor de R^2 .

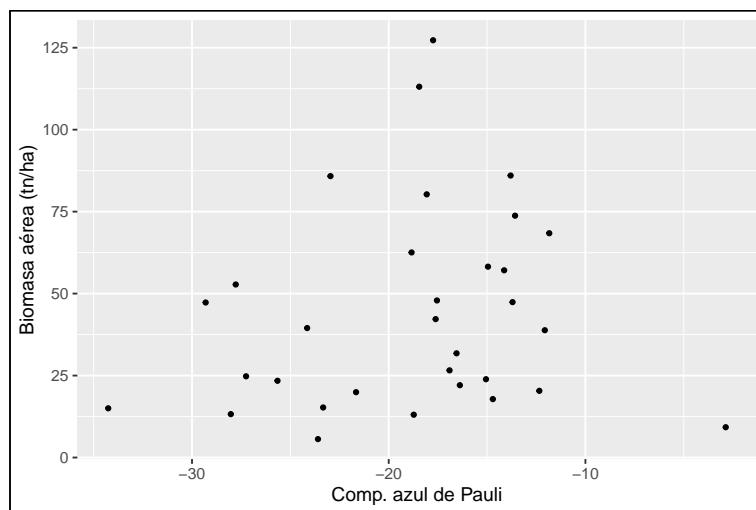


Figura B.25: Biomasa aérea (t/ha) en función de la componente azul (superficie) de la descomposición de Pauli.

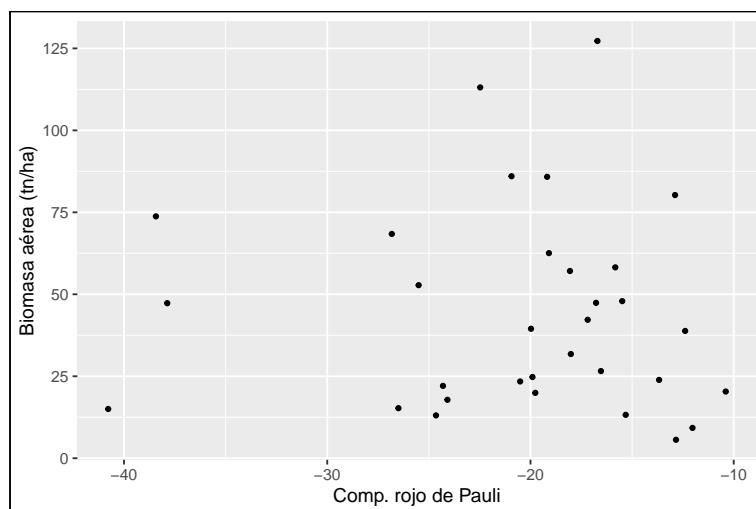


Figura B.26: Biomasa aérea (t/ha) en función de la componente roja (doble rebote) de la descomposición de Pauli.