

Aplicaciones de datos SAR para el estudio de la vegetación del Bosque Serrano afectada por incendios

Por ***Ing. Agr. Cynthia Gisela Garay***

Presentado ante la Facultad de Matemática, Astronomía, Física y Computación
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

Diciembre

2021

©IG-CONAE
©FaMAF-UNC

DIRECTOR
Dr. Diego H Pons

Instituto Gulich - INTA, Córdoba, Argentina

CO-DIRECTOR
Msc. Juan Doblas Prieto

Instituto de Pesquisas Espaciais, Sao Jose dos Campos, Brasil



Este trabajo se distribuye bajo [Creative Commons Atribución-NoComercial-CompartirIgual 4.0 Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/).

Agradecimientos

Este trabajo es fruto del compromiso social con el que me criaron mis xadres: Miriam Fredes y Luis Garay. A ellos, la vida y la gratitud por el esfuerzo que hicieron para enviarme a la Universidad Pública con la esperanza que depositan los trabajadores de este país en sus hijos. Que las posibilidades de estudiar sean para todos.

A mis amigos que me acompañaron en todo este proceso en el que transformé mil veces.

A la Dra. Giobellina por tejer esta red interinstitucional -en la caí por curiosidad y por desafío personal-.

Al Instituto Mario Gulich y CONAE por becar mi proyecto de tesis y darme la posibilidad de esta formación académica. La concreción de este trabajo la he alcanzado con mucho esfuerzo personal pero gracias al acompañamiento de un equipo de docentes y compañeras/os de la Maestría en Aplicaciones de Información Espacial cohorte 2018 que viniendo de diferentes disciplinas me enriquecieron con conocimientos, me motivaron y aprendimos a acompañarnos en todo este trayecto vivido. En especial, al Dr. Marcelo Scavuzzo por el empujón inicial y final de este trabajo.

A mi director y co- director, Dr. Diego Pons y Mgter Juan Doblaz, por su orientación en este camino, por su tiempo y por todo este aprendizaje que hicimos colectivamente.

Al Tropical Ecosystems and Environmental Sciences laboratory del Instituto de Pesquisas Espaciais (INPE) por recibirme con tanta calidez y formarme en cosas que ni esperaba poder hacer. Esta experiencia significó mucho para mí, más allá de lo académico.

A mis compas de la Estación Forestal INTA Villa Dolores, Biol. Lujan Ahumada y Francisco Alaggia y Dra. Laura Cavallero por brindarme datos que no tenía, por ser tan amorosos y querer construir otra ciencia.

A la magia y el amor de la naturaleza que me rodea y me mantiene curiosa.

A los que acompañaron antes y ahora, siguen en mi corazón.

Gracias.

Resumen

En la actualidad, existen muchas conjeturas sobre la utilidad de los datos SAR de banda C para estudio de áreas quemadas en ambientes forestales. Se han realizado muchas pruebas para analizar las variaciones en las imágenes asociadas a los incendios forestales sobre la región boreal y la selva tropical. Sin embargo, no se han publicado estudios sobre la aplicabilidad de las imágenes SAR adquiridas para los bosques áridos y semi-áridos.

Los incendios en la provincia de Córdoba, Argentina, son considerados como una problemática ambiental importante dado el estado crítico de conservación del escaso remanente de vegetación nativa que queda en todo el territorio provincial. Este trabajo se centró en caracterizar la vegetación del bosque serrano afectado por un incendio mediante el análisis de datos SAR en La Población, Córdoba. Las preguntas que orientaron este estudio fueron ¿se pueden aplicar datos SAR para el estudio de vegetación típica de la región semi-árida?, ¿es posible diferenciar tipos de estructuras vegetales con estos datos?, ¿es posible detectar cambios dados por incendios de vegetación mediante los datos SAR? ¿se pueden interpretar correctamente estos datos cuando la respuesta proviene de áreas con pendiente?.

A partir de 50 muestras tomadas sobre un mapa de coberturas de la provincia de Córdoba se construyeron series temporales SAR, expresadas en valores de retrodispersión (γ^0) en el tiempo comprendido entre Abril/2018 y Abril/2019. Se estudió la dinámica de las coberturas vegetales o tipos fisonómicos: *Monte*, *Arbustales* y *Matorrales* y *Pastizales*. Estos datos provienen del radar de apertura sintética en banda C Sentinel-1B. Con el fin puesto en estudiar la aplicabilidad de estos datos para el monitoreo de la vegetación en un área del Valle de Traslasierra, la metodología para la construcción de las series temporales en este trabajo fue desarrollada y adaptada en una plataforma de geoprociamiento en la nube, con código abierto. Se consideró de manera particular el ángulo de incidencia local de las imágenes Sentinel-1B utilizadas por tratarse de un área de montaña, para las cuales se calcularon los valores de retrodispersión gamma nought (γ^0). Asimismo, la constante dieléctrica fue un factor clave a considerar por generar aumentos en el retorno de la onda, por lo que las series temporales de precipitaciones diarias y humedad de suelo son consideradas en este análisis.

Para estudiar el efecto del fuego sobre la vegetación, se seleccionaron datos SAR tres meses antes y después de la fecha en que se registró un incendio, encontrando que la media y la desviación estándar permiten la separabilidad entre los tipos fisonómicos estudiados. Luego, se analizaron las series temporales de las cubiertas vegetales mediante el Índice de Disimilitud (D) y el Análisis Discriminante (AD). Los resultados muestran que el índice D podría

ser capaz de distinguir a priori la cubierta Monte en relación a las otras dos, donde los valores de su comportamiento tienen mayor cercanía. El Análisis Discriminante aplicado a la series temporales (descontando los datos cercanos a la fecha del incendio) permitió describir algebraicamente las relaciones entre las coberturas vegetales y agruparlas, determinando que la desviación estándar y el coeficiente de variación son las variables con mayor capacidad discriminante.

Se espera que el esfuerzo centrado en el desarrollo metodológico de los algoritmos en la etapa del preprocesamiento de los datos SAR pueda ser una contribución técnica para los usuarios finales.

Palabras clave: SAR, BOSQUES, FUEGO, PROCESAMIENTO EN LA NUBE

Abstract

At present, there is much conjecture about the usefulness of C-band SAR data for the study of burned areas in forest environments. Many tests have been conducted to analyse the variations in images associated with forest fires over the boreal region and rainforest. However, no studies have been published on the applicability of SAR images acquired for arid and semi-arid forests.

Fires in the province of Cordoba, Argentina, are considered an important environmental problem given the critical state of conservation of the scarce remnant of native vegetation remaining throughout the province. This work focused on characterising the vegetation of the mountain forest affected by fire through the analysis of SAR data in La Población, Córdoba. The questions that guided this study were: can SAR data be applied to the study of typical vegetation in the semi-arid region; is it possible to differentiate types of vegetation structures with these data; is it possible to detect changes caused by vegetation fires using SAR data; and can these data be correctly interpreted when the response comes from sloping areas?

The SAR time series, expressed in backscatter values (γ^0) over the time from April/2018 to April/2019, were analysed to study the dynamics of land cover: *monte*, *shrubland* and *grasslands*. These data come from the Sentinel-1B C-band synthetic aperture radar. In order to study the applicability of these data for vegetation monitoring in an area of Valle de Traslasierra, the methodology for the construction of the time series in this work was developed and adapted in an open source cloud-based geoprocessing platform. Particular consideration was given to the local incidence angle of the Sentinel-1B images used for this mountainous area, for which the values of gamma nought backscatter (γ^0) were calculated. Also, the dielectric constant was a key factor to consider as it generates increases in the wave return, so the daily precipitation time series are considered in this analysis.

From 50 samples taken on a land cover map of the province of Cordoba, SAR time series were constructed, expressed in backscatter values (γ^0) in the time from April/2018 to April/2019. The dynamics of vegetation cover or phytosomic types were studied: *native forest*, *shrublands* and *grasslands*. These data come from the Sentinel-1B C-band synthetic aperture radar. In order to study the applicability of these data for vegetation monitoring in an area of the Traslasierra Valley, the methodology for the construction of the time series in this work was developed and adapted in an open source cloud-based geoprocessing platform. Particular consideration was given to the local incidence angle of the Sentinel-1B images used for this mountainous area, for which the values of gamma nought backscatter (γ^0) were calcula-

ted. Also, the dielectric constant was a key factor to be considered as it generates increases in the wave return, so the time series of daily rainfall and soil moisture are considered in this analysis.

To study the effect of fire on vegetation, SAR data were selected three months before and after the date on which a fire was recorded, finding that the mean and standard deviation allow for the separability of the canopies. Then, the time series of vegetation covers were analysed using the Dissimilarity Index (D) and Discriminant Analysis (DA). The results show that the D index could be able to distinguish a priori the Monte canopy in relation to the other two, where the values of their behaviour are closer. The Discriminant Analysis applied to the time series (discounting the data close to the date of the fire) allowed to describe algebraically the relationships between vegetation covers and to group them, determining that the standard deviation and the coefficient of variation are the variables with the highest discriminant capacity.

It is hoped that the effort focused on the methodological development of algorithms at the SAR data pre-processing stage can be a technical contribution to end users.

Key words: SAR, FORESTS, FIRE, CLOUD PROCESSING

Índice de Contenidos

1. Introducción	1
1.1. Introducción	1
1.2. Objetivos	3
1.2.1. Objetivo General	3
1.2.2. Objetivos Específicos	3
2. Marco Teórico	5
2.1. Datos SAR	5
2.1.1. Introducción	5
2.1.2. Polarización e interacción con la superficie	7
2.1.3. Datos SAR-banda C en el monitoreo de áreas quemadas	8
2.1.4. Fuentes de error y ambigüedad	11
2.1.5. La misión Sentinel	13
2.2. Procesamiento de datos SAR en la nube	14
2.3. Índice de autocorrelación espacial	15
2.4. Índice de Disimilitud	16
2.5. Análisis Discriminante	17
3. Área de estudio	19
3.1. Caracterización regional	19

3.2. Los incendios en el Bosque Serrano	21
3.3. La Población, San Javier	23
4. Materiales y Métodos	25
4.1. Mapa de Coberturas de Suelo	25
4.2. Exploración de una metodología de procesamiento en la nube para la obtención de datos SAR corregidos en el área de estudio.	28
4.3. Análisis de la estructura espacial de las muestras	33
4.4. Descripción de la dinámica anual de distintos tipos de coberturas vegetales mediante datos SAR complementando esta información con datos ópticos y ambientales.	34
4.5. Pre y post fuego de las coberturas vegetales con datos SAR	38
4.6. Análisis de separabilidad de las cubiertas vegetales	39
4.7. Softwares utilizados	40
5. Resultados	41
5.1. Vegetación del Bosque Serrano incendiada	41
5.2. Procesamiento en la nube para la obtención de datos SAR corregidos en el área de estudio.	42
5.3. Análisis de autocorrelación espacial de las muestras	47
5.4. Análisis descriptivo de la vegetación mediante datos SAR, en complemento con información ambiental y sensores ópticos	48
5.5. El Pre y Post Fuego con datos SAR	51
5.6. Análisis de separabilidad de las cubiertas vegetales	54
6. Conclusión	58
A. Anexo:Muestreo NDVI NBR	65

Índice de figuras

2.1. Espectro electromagnético de las bandas en la región microondas. Fuente: EarthData NASA, adaptada al español.	6
2.2. Radar de Apertura Sintética	6
2.3. Mecanismos de retrodispersión de la vegetación	8
2.4. Ilustración teórica de cómo un pulso de radar emitido en las bandas L y C	9
2.5. Mecanismos dominantes de dispersión en el pre y post fuego	10
2.6. (a) Áreas normalizadas para la retrodispersión del SAR. (b) Teorización del ángulo entre la onda de incidencia del radar y la superficie. Small, 2011.	12
3.1. Localización del área de interés	20
3.2. Localización de las áreas quemadas (Marinelli, et. al (2019)) y áreas de máxima conservación ecológica según la Ley de Ordenamiento Territorial de los Bosques de la provincia de Córdoba	21
3.3. Frecuencia de incendios en La Población	22
3.4. Elevación del terreno en la cicatriz de incendio de la Población, ocurrida en Octubre/2018	23
3.5. Dentro del superficie abarcada por la cicatriz de incendio Octubre/2018, se muestran áreas quemadas en años anteriores. Y en roja, al fondo, la áreas de máxima conservación ecológica según la Ley N°9814	24
4.1. Días de imágenes utilizadas en este estudio, disponibles dentro de la plataforma GEE.	29

5.1. Focos de calor MODIS en el incendio de La Población, San Javier, Córdoba detectados el día 10-10-2018	41
5.2. Tipos de coberturas vegetales afectadas en el incendio de La Población, San Javier, Córdoba.	42
5.3. Muestreo estratificado al azar realizado en la nube sobre los polígonos de las coberturas quemadas. A) Pastizal, B) Arbustal y Matorral, C) Monte. En color cian los puntos donde se tomaron las muestras en la nube.	43
5.4. Ejemplos del muestreo punto a punto de las series temporales para la cobertura <i>Monte</i> . En línea punteada se observan los valores medios de retrodispersión γ^0 en el tiempo. La línea vertical de cada gráfico representa el día del incendio (10-10-2018).	44
5.5. Valores de retrodispersión γ^0 en el tiempo para la cobertura <i>monte</i> en la cicatriz de incendio La Población.	45
5.6. Valores de retrodispersión γ^0 en el tiempo para los arbustales y matorrales en la cicatriz de incendio La Población.	46
5.7. Valores de retrodispersión γ^0 en el tiempo para los pastizales naturales en la cicatriz de incendio La Población.	47
5.8. Gráficos del índice de Moran: el scatterplot permite ubicar en los cuadrantes los valores estandarizados de la variable en cuestión para cada unidad espacial. En el eje de las x aparecen los valores estandarizados de la variable VH para cada unidad espacial del área estudiada, y en el eje y los valores estandarizados del promedio de los valores en unidades vecinas de la misma variable. En rojo, las correlaciones calculadas mediante la distancia euclídea entre muestras (puntos negros). a) monte, b) arbustales y matorrales y c) pastizales naturales.	47
5.9. Valores medios para el área de estudio, Abril 2016-2019	49
5.10. Arriba: Valores medios de retrodispersión Sentinel 1-B en polarización VH γ^0 filtrados en el tiempo de un año para los tres tipos fisonómicos estudiados. En el centro: Humedad superficial de suelo (SMAP) y precipitaciones (CHIRPS). Abajo: NDVI y NBR en el tiempo, calculados a partir de imágenes Sentinel 2-B	50
5.11. Ejemplo de algunos puntos muestreados de la serie VH Monte, con y sin influencia de las precipitaciones caídas	51
5.12. Arriba:Boxplot de la media. Pasada anterior y posterior al incendio del día 10-10-2018. Abajo: medidas resumen	52

5.13. Comportamiento temporal de los valores medios, medianos y del coeficiente de variación del coeficiente de retrodispersión, tres meses antes y después del incendio. En color, se observan tres tipos de coberturas presentes en el área de estudio.	53
5.14. Resultados Análisis Discriminante lineal	56
5.15. Diagrama de dispersión del Análisis Discriminante	57
A.1. Series crudas del muestreo estratificado al azar de los índices ópticos en la cobertura <i>pastizales naturales</i>	65
A.2. Series crudas del muestreo estratificado al azar de los índices ópticos en la cobertura <i>monte</i>	65
A.3. Series crudas del muestreo estratificado al azar de los índices ópticos en la cobertura <i>arbustales y matorrales</i>	66

Índice de tablas

2.1. Coeficiente de retrodispersión	7
2.2. Fuentes de error y ambigüedad de los datos SAR en la caracterización de los disturbios forestales	13
4.1. Características de los datos Sentinel-1B adquiridos.	30
4.2. Índices espectrales calculados y bandas espectrales Sentinel-2 utilizadas . .	36
5.1. Pruebas de significancia para el Índice de Moran	47
5.2. Correlaciones temporales entre las series utilizando los valores medios de retrodispersión VH gamma filtrada para cada cobertura	54
5.3. Resultado de índice D para los distintos pares de series bajo tratamiento, k=1	55

1.1. Introducción

El fuego es uno de los principales agentes modeladores del paisaje en los ecosistemas del mundo [1]. Cuando este fenómeno afecta las cubiertas vegetales (incendios) se generan cambios que pueden modificar los ecosistemas. Los incendios de vegetación que mantienen características naturales (por ejemplo, frecuencia, intensidad, duración, distribución espacial) se consideran un importante modelador de ecosistemas [2]. Sin embargo, cuando estas características se alteran pueden causar daños graves. A su vez, el crecimiento urbano territorial y la neocolonización de las personas en la búsqueda de espacios más “naturales”, el crecimiento de la población concentrada, la especulación inmobiliaria y la intensificación de sus actividades extractivistas [3, 4] han alterado la frecuencia y la intensidad de los incendios, así como su distribución espacial y temporal [5]. Tales cambios en el uso del territorio modifican la estructura y el funcionamiento de los ecosistemas naturales, afectando así la provisión de los servicios ecosistémicos y con ello la capacidad de los sistemas biológicos para abastecer de alimentos, sombra, retención de agua, capacidad resiliente ante el cambio climático, entre otras funciones [6].

Los datos adquiridos por las plataformas satelitales son una alternativa para monitorear y analizar de manera permanente, coherente y accesible los procesos terrestres a grandes escalas espaciales y temporales [1]. En la actualidad, la gran mayoría de los métodos de cartografía de las áreas quemadas se basan en el procesamiento automático o semiautomático de datos ópticos procedentes de datos satelitales de resolución espacial y temporal alta o moderada. Asimismo, existen proyectos en curso que están proporcionando un mapeo global y repetitivo del área quemada, por ejemplo, la European Space Agency's (ESA) Climate Change Initiative - Fire (CCI-Fire) [7].

En Argentina, el 95 % de los incendios son producidos por intervenciones humanas. Entre las primeras causas se encuentra el uso del fuego para la preparación de áreas de pastoreo, las fogatas y las colillas de cigarrillos mal apagadas. Los factores climáticos, como la falta de precipitaciones, las temperaturas elevadas, el bajo porcentaje de humedad y los vientos fuertes inciden en la propagación del fuego. Cuando se dan estas condiciones, debemos ex-

tremar las precauciones. [8]. Argentina es un país severamente afectado por incendios que se producen en las diferentes regiones de acuerdo a la época del año durante la “temporada de incendios” (meses en los que el peligro de ocurrencia es mayor). En la región central semiárida, ya sea como una consecuencia de las condiciones ambientales, la expansión de la agricultura, el avance inmobiliario o los cambios de uso del suelo [6], los incendios afectan grandes superficies. A través del Servicio Nacional de Manejo del Fuego el gobierno nacional reportó 1.151.931 ha de superficie afectadas por incendios ocurridos entre el 01/01/2020 y el 12/12/2020 [8]. En este contexto, es para destacar que nuestro país -en el marco del “USDA Agricultural Projections 2020”- creó el Plan Estratégico Agroalimentario y Agroindustrial Participativo y Federal 2010-2020 mediante el que proyectó el crecimiento del 30 % de la superficie cultivada con granos [9]. La consecuencia: 10 millones de hectáreas fueron reconvertidas para ese uso productivo [10]. En tal proceso de expansión, está implícito el uso del fuego como herramienta de manejo común lo cual impactará en la cantidad de área quemada acentuando la proporción de incendios [11]. Por otro lado, es importante considerar que en todos los escenarios de cambio climático global planteados para el futuro se prevén aumentos en la temperatura superficial terrestre, en particular para la región central del país, lo cual podría traer aparejado aumento del nivel de riesgo de incendios asociado a periodos de sequía prolongados [12, 13, 14].

En la provincia de Córdoba, entre los años 1999 y 2017 se quemaron 700.000 ha en el sector serrano (que comprende a las Sierras Chicas, las Sierras Grandes, las Sierras del Norte y las Cumbres de Gaspar) lo que equivale al 29 % de la superficie que estas ocupan [15]. Durante la temporada de incendios 2020 superficie afectada fue de 321.688 ha en todo el territorio provincial, de los cuales 297.638 ha pertenecen a la región fitogeográfica del Bosque Chaqueño Serrano [16]. Estos incendios han impulsado cambios estructurales en los paisajes [17, 18] además de provocar importantes pérdidas económicas [13]. Es por esto que poder monitorear la vegetación y su comportamiento temporal es esencial para la gestión y conservación de nuestros bienes comunes, la planificación funcional del paisaje y la evaluación de riesgos poblacionales. En particular en el Valle de Traslasierra, durante los últimos 30 años se quemaron 41.237 ha en el área serrana del Departamento San Javier [19]. La mayoría de los incendios ocurrieron en sitios bajos de bosques en la interfase urbano-rural (zonas aledañas a las viviendas) y en los pastizales en la cuenca alta de las sierras. Estas cifras muestran que los incendios son una problemática generalizada en la zona serrana cordobesa, y en consecuencia se incita a considerar a Traslasierra como territorio con alto riesgo de ocurrencia de incendios [4].

El uso de herramientas satelitales permitió analizar el patrón y distribución de los disturbios contemplando el análisis a escala multitemporal. Particularmente para el estudio la región central semiárida de Argentina, al momento existen varios trabajos publicados: Fischer et al. 2012 estudió el comportamiento regional y los patrones de incendio utilizando puntos MODIS y los relacionó con las características de la vegetación, el uso de la tierra y el clima [5]. Por su parte, Mari en 2012 diseñó un Sistema de Alerta y Respuesta Temprana a Incendios de Vegetación valiéndose de la información MODIS, variables climáticas e índices de vegetación ópticos [11]. En 2015, Argañaraz estudió régimen del fuego, clima y vegetación en las sierras de Córdoba utilizando productos Landsat [13]. Marinelli et al 2019, publicó una cartografía histórica de áreas quemadas ocurridas entre los años 1987-2018 para las Sierras de Córdoba. El análisis consistió en determinar la frecuencia histórica de incendios con el objetivo de visualizar áreas que son intensamente afectadas por incendios [19].

Sin embargo, en ocasión de presencia cobertura de nubes y humo generado por la combustión vegetal, la observación de la superficie con los sensores ópticos se ve obstaculizada y limita su capacidad para detectar las cicatrices del fuego [20]. El Radar de Apertura Sintética

(SAR) está bien posicionado para proporcionar esta información debido a su insensibilidad a los factores mencionados anteriormente. Los actuales sensores SAR a bordo de plataformas orbitales adquieren datos día y noche utilizando la radiación de microondas ($\sim 1GHz$ y $12GHz$) en varias polarizaciones y ángulos de incidencia. La medición de la intensidad que vuelve al sensor después de emitida depende de sus características, como la frecuencia y el ángulo de incidencia, pero también del tamaño, geometría y propiedades dieléctricas de los dispersores: la vegetación nativa en este estudio [20].

Según su severidad, el fuego impulsa cambios en las cubiertas vegetales -tales como remoción de hojas, ramas e incluso el tronco- así como también genera incrementos en la exposición del suelo; tales cambios generalmente modifican la respuesta en el coeficiente de retrodispersión [20]. El estudio de áreas quemadas utilizando Radares de Apertura Sintética (SAR), es reciente y sus aplicaciones se han concentrado principalmente en el estudio de bosques tropicales y boreales [21, 22, 23, 24]; también existen estudios en áreas mediterráneas [25, 26]. ¿Pero cómo es la respuesta SAR en áreas quemadas cuando se trata de vegetación típica de la región semi árida?, ¿es posible encontrar diferencias significativas en la respuesta SAR antes y después del fuego?, ¿es posible encontrar diferencias en la interacción SAR entre cubiertas leñosas y herbáceas presentes en el área de estudio?, ¿se pueden interpretar correctamente estos datos cuando la respuesta proviene de áreas con pendiente?.

Este trabajo tiene como objetivo caracterizar un área de vegetación nativa quemada (cicatriz) del Bosque Serrano de Córdoba mediante la respuesta del radar de apertura sintética en banda C-VH, con el fin de evaluar la aplicabilidad de datos SAR en el monitoreo de áreas quemadas, como complemento al uso de sensores ópticos. Las series de tiempo comprendidas entre Abril/2018 y Abril/2019 obtenidas en valores de retrodispersión γ^0 del satélite Sentinel-1B, se analizaron para comprender la dinámica de la vegetación sobre áreas quemadas de las cubiertas *Monte*, *Arbustales* y *Matorrales* y *Pastizales*. Fueron considerados así mismo los datos de precipitación relativos al área y periodo estudiados, para poder evaluar las posibles fluctuaciones de la señal SAR debidas a la variación en la humedad de la vegetación [24, 23]. La metodología para la construcción de las series temporales en este trabajo fue desarrollada en la plataforma Google Earth Engine (EE) por su capacidad de procesamiento de datos en la nube a escala de petabytes y por ser un campo de innovación reciente [27].

1.2. Objetivos

1.2.1. Objetivo General

Aplicar datos SAR para el estudio de incendios de vegetación ocurridos en el bosque serrano.

1.2.2. Objetivos Específicos

- Explorar una metodología de procesamiento en la nube para la obtención de datos SAR corregidos en el área de estudio.
- Describir la dinámica anual de distintos tipos de coberturas vegetales mediante datos SAR complementando esta información con datos ambientales.
- Comprender y caracterizar las coberturas vegetales con datos SAR el pre y post fuego.
- Evaluar técnicas para diferenciar tipos de coberturas vegetales presentes en una cicatriz de

incendio en La Población.

2.1. Datos SAR

2.1.1. Introducción

La teledetección es una herramienta que ha sido ampliamente utilizada para la observación y monitoreo de los eventos que ocurren en la superficie terrestre. La innovación tecnológica que ha experimentado la teledetección en las últimas décadas, y específicamente los sistemas de radar, ha enriquecido el conocimiento de distintas variables biofísicas que gobiernan numerosos procesos ecológicos.

Las ondas electromagnéticas (OM) son una forma de transmisión de energía que se propaga en el vacío. La mayoría de los sensores utilizados en la teledetección utilizan el sol como su fuente de energía; estos sensores se llaman pasivos. También hay sistemas activos, que son independientes de la energía electromagnética del sol o de la energía emitida por la tierra en el rango espectral térmico [28]. Entre estos sistemas, los radares que emiten pulsos en frecuencia de microondas, son los más utilizados en este estudio. La Fig. 2.1 ilustra las diferentes regiones del espectro electromagnético, así como las bandas espectrales de la región de microondas.

Como se mencionó anteriormente, los sistemas de radar emiten su propia energía hacia la superficie del suelo. Al interactuar con un objeto en particular, parte de la energía emitida es reflejada en dirección al sensor (lo que se conoce como retrodispersión) y luego es captada por la misma antena que emitió la señal. Estos sistemas pueden ser aerotransportados o colocados a bordo de satélites. Su funcionamiento se basa en una antena fija debajo del avión o satélite, que se dirige hacia un lado (vista lateral). Los sistemas de imágenes de radar modernos utilizan métodos de procesamiento de datos avanzados, conocidos hoy como radar de apertura sintética (SAR). Estos sistemas utilizan el movimiento de avance del portador para simular una antena mucho más grande [20, 28], como puede verse en la Fig. 2.2.

Por otra parte, los sistemas de radar difieren de los sensores ópticos en la manera en que forman las imágenes de la superficie del suelo. La discriminación de los elementos con los

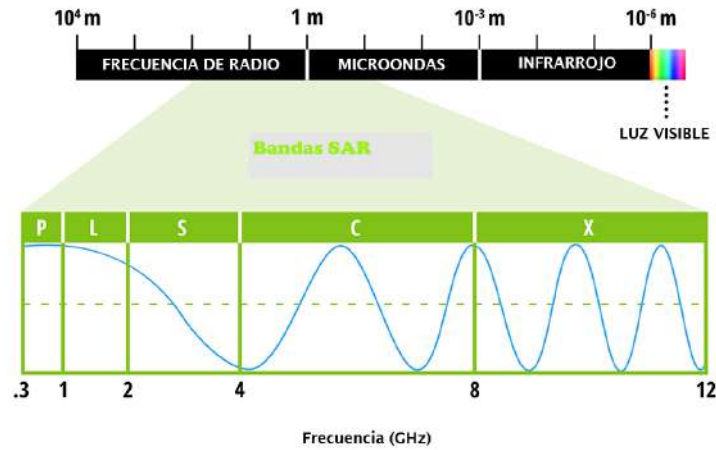


Figura 2.1: Espectro electromagnético de las bandas en la región microondas. Fuente: EarthData NASA, adaptada al español.

que interactúa, en los datos del radar se basa en diferencias en la rugosidad, en la humedad del suelo y el agua libre contenida en las estructuras vegetales y la forma del objeto con el que interactúa. Mientras tanto los datos ópticos se basan, por ejemplo, en las diferencias en la composición química y la estructura cristalina de los materiales [22, 28]. Caracterizadas por varios niveles de gris, las imágenes de radar deben interpretarse visualmente analizando las diferencias de textura y tono. Generalmente, los píxeles más claros son el resultado de una fuerte retrodispersión, mientras que los píxeles con tonos más oscuros se derivan de una baja retrodispersión [22]. Esta variabilidad de textura y tono de los valores de retrodispersión es el resultado de la sensibilidad de diferentes señales SAR relacionadas con variaciones en la topografía, la rugosidad del terreno y las propiedades dieléctricas de los materiales en la superficie terrestre [20].

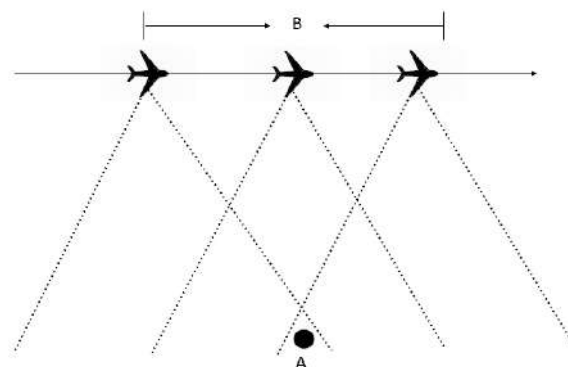


Figura 2.2: Cuando un blanco (A) entra en el haz del radar, los ecos retrodispersados de cada pulso transmitido se van almacenando. A medida que la plataforma continúa su movimiento, todos los ecos de ese blanco se van almacenando mientras el blanco permanezca iluminado por el radar. El punto en que el blanco deja de estar iluminado (un tiempo después), determina la longitud de la antena simulada o sintetizada (B). Esto es el principio del Radar de Apertura Sintética.

La relación fundamental entre las características del radar, el blanco y la señal recibida está dada por la ecuación del radar. Así, en la Ecuación 2.1 la potencia (P_r) que recibe la antena (y que es la magnitud directamente medida por el sensor) está relacionada con el coeficiente de retrodispersión expresado en la Ecuación 2.2. Este último representa la magnitud física

que contiene las propiedades del blanco, siendo adimensional.

$$Pr = Pt * (G * A * \sigma) / (4 * \pi * R^2)^2 \quad (2.1)$$

Donde Pr = potencia recibida, Pt = potencia transmitida, G = ganancia de la antena, R = distancia entre el radar y en blanco, A = área efectiva de recepción de la apertura de la antena σ = sección eficaz radar.

$$\sigma^0 = (\Sigma \sigma_i) / A \quad (2.2)$$

Donde σ_i = suma de las secciones eficaces individuales, A = área del blanco, σ^0 = sección eficaz del radar por unidad de área (Coeficiente de retrodispersión)

El coeficiente de retrodispersión puede expresarse como una potencia, en amplitud o en decibeles tal como se presenta resumidamente en el siguiente Tabla:

Potencia	Amplitud	Decibeles
σ^0	$\sqrt{\sigma^0}$	$10 \log_{10} \sigma^0$

Tabla 2.1: Coeficiente de retrodispersión

2.1.2. Polarización e interacción con la superficie

La polarización se refiere a la orientación del campo eléctrico de una OM [20]. En los sistemas de radar, la antena puede emitir un pulso de energía en la dirección horizontal (H) o vertical (V) y registrar la parte de la energía retrodispersada también en una de esas dos direcciones. Cuando el pulso interactúa con un objeto la despolarización puede ocurrir debido a las múltiples dispersiones, de modo que la señal puede regresar a la antena en una dirección diferente de la polarización emitida. En general, se utilizan modelos teóricos donde la polarización de una imagen de radar puede transmitirse y recibirse en la dirección horizontal o vertical, llamada polarización paralela (HH o VV), así como transmitirse en una dirección y recibirse en otra, lo que resulta en polarización cruzada (HV o VH). La primera letra indica la polarización de transmisión y la segunda letra indica la polarización de recepción. La polarización influye en la interacción de las ondas con el objeto y, en consecuencia, en la discriminación de los materiales en función de las variaciones de rugosidad de la superficie [20].

La longitud de onda (λ), la polarización y el ángulo de incidencia (generalmente representado θ), afectan a la retrodispersión generando variaciones de acuerdo a condiciones como el tamaño físico de los retrodispersores, las propiedades dieléctricas del blanco y el contenido de humedad del mismo.

La Fig.2.3 ilustra teóricamente las posibles retrodispersiones esperadas de la energía microondas de acuerdo con las características de la superficie del terreno. Bajo el supuesto de que la dispersión es única, la señal retrodispersada recibida de los paisajes vegetados se compone principalmente de tres tipos de contribuciones [28, 20]:

- **Dispersión de volumen:** es el resultado de la interacción múltiple de la señal del radar con numerosos objetos presentes en un medio complejo, tal como un bosque.

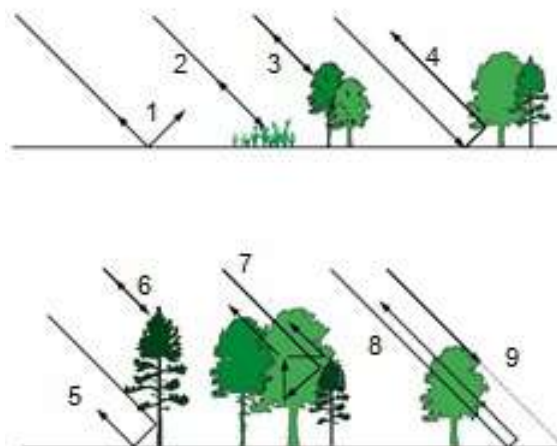


Figura 2.3: Podemos tener situaciones complejas y considerar diferentes capas en la interacción: -Dispersión difusa del suelo (1). -Dispersión simple de componentes de vegetación (2 y 3). -Dispersión de doble rebote entre vegetación y suelo (4). En el caso de un bosque podemos tener: -Doble rebote entre troncos y suelo, esto puede dar lugar a una respuesta intensa (muy brillante) si el suelo está cubierto de agua (5). -Retrodispersión directa de la copa (6). -Dispersión múltiple de la copa (7). -Dispersión difusa del suelo (8). -Efecto de sombra de algunas partes de la copa. (9). Fuente: Karszenbaum y Barraza. IAFE CONICET UBA

- Doble rebote: es producida por reflectores de tipo esquina, donde dos superficies perpendiculares crean una fuerte señal retrodispersada. El ejemplo clásico son las construcciones urbanas.
- Dispersión de superficie (especular y difusa): el tipo de superficie a la que arriba la señal emitida por el radar es relativamente lisa, y por lo tanto la señal tenderá a rebotar en sentido opuesto a la dirección del sensor, por ejemplo un cuerpo de agua.

Así es que un área que tiene una superficie lisa devuelve muy poca energía retrodispersada a la antena, ya que la mayor parte se refleja en un terreno alejado de la antena. Por lo tanto, la pequeña parte que se graba aparece oscura en la imagen del radar (dispersión especular). A medida que la superficie muestra una mayor rugosidad, la reflexión se vuelve más difusa y la retrodispersión de la señal se produce en todas las direcciones y con intensidades relativamente más altas (dispersión difusa) [22]. En general, la intensidad de la retrodispersión en la imagen es directamente proporcional a la rugosidad de una superficie. En el caso de las estructuras de las plantas, el tamaño y la densidad de estos elementos están directamente relacionados con el tipo de interacción con las microondas incidentes y todos estos factores están altamente influenciados por la longitud de onda [22, 23]. Es por esto, que es importante considerar al momento de elección de la polarización qué es lo que se pretende estudiar.

2.1.3. Datos SAR-banda C en el monitoreo de áreas quemadas

El pulso de una OM emitido por la antena tiene una duración y longitud de onda específicas. La longitud de onda generalmente se mide en centímetros, y los radares de imágenes utilizados en teledetección (Fig. 2.1) operan con pulsos que varían de 1 cm a 100 cm de longitud de onda [20].

La Fig. 2.4 describe las principales bandas utilizadas para estudiar vegetación y sus respectivas longitudes de onda. Cuanto más larga sea la longitud de onda utilizada, mayor será la penetrabilidad de la radiación incidente en el dosel. Para estudios forestales, las longitudes

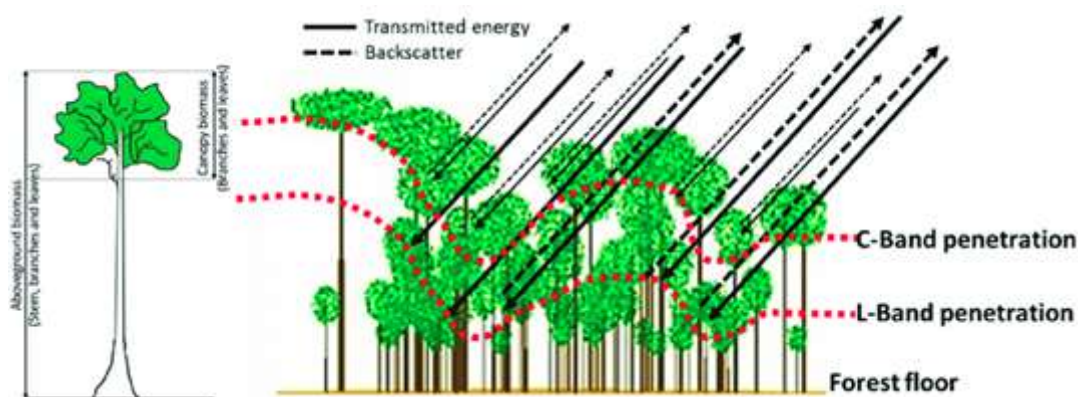


Figura 2.4: Ilustración teórica de cómo un pulso de radar emitido en las bandas L y C interactúa en un dosel del bosque. Cuanto más larga sea la longitud de onda, mayor será la capacidad de penetración y el volumen de dispersión. Fuente: Jensen (2009).

de onda corta, clasificadas en bandas X (longitud de onda 3 cm) y C (5 cm) interactúan con capas superiores del dosel a través de retrodispersión en las hojas y pequeñas ramas. Las bandas con longitudes de onda más largas, es decir, la banda L (23 cm) y la banda P (70 cm), tienen una mayor penetrabilidad en el dosel vegetal, siendo la retrodispersión causada por troncos y ramas más grandes [28].

El fuego genera cambios en las coberturas vegetales que pueden modificar la respuesta en el coeficiente de retrodispersión, entre ellos la remoción de hojas y otras partes de los árboles como ramas e incluso el tronco, así como también un incremento de la exposición del suelo debido a lo anterior [29, 22, 24]. Según Tanase et al. 2011 el efecto del fuego sobre el coeficiente de retrodispersión puede causar efectos ambiguos [25].

Diversos estudios evaluaron el efecto de distintos ángulos de incidencia con imágenes C-HH en ecosistemas mediterráneos y determinaron que datos SAR con ángulos de incidencia menores, son más útiles para la discriminación de áreas quemadas en sectores con pendientes pronunciadas [30]. Con C-VV utilizaron series temporales de imágenes y encontraron diferencias de hasta +8 dB en sectores afectados por el fuego. El uso de series multitemporales SAR mostró que los efectos estacionales juegan un papel importante en la firma SAR del bosque degradado [30, 22, 24]. Asimismo, se estudió que las polarizaciones cruzadas permiten una mejor comprensión de la interacción de la señal con estructuras complejas de troncos y ramas forestales, para distinguir entre diferentes tipos de cobertura del suelo [23].

En relación a la detección de una cicatriz de fuego, Tanase [21, 25] evaluaron los efectos del ángulo de incidencia en las bandas X, C y L y la relación del coeficiente de retrodispersión con la severidad del incendio, y determinaron que el coeficiente de retrodispersión para polarizaciones HH y VV incrementó en relación a la severidad del incendio, en las bandas X y C, mientras que disminuyó en la banda L. Los autores también concluyen que con polarizaciones cruzadas el coeficiente de retrodispersión disminuye de acuerdo a la severidad del incendio en todas las bandas que evaluaron (X, C y L).

Los datos de la banda C proporcionaron cierto grado de separabilidad entre las zonas quemadas y las no quemadas [30, 31, 32]. Las imágenes Sentinel-1 adquiridas en grandes zonas de bosques tropicales se utilizaron para cartografiar -mediante clasificaciones supervisadas- la superficie total quemada durante la temporada de incendios [33, 21].

Al evaluar la relación entre la retrodispersión del radar y el nivel de severidad, es importante identificar los mecanismos de dispersión dominantes antes y después de un incendio (Fig.

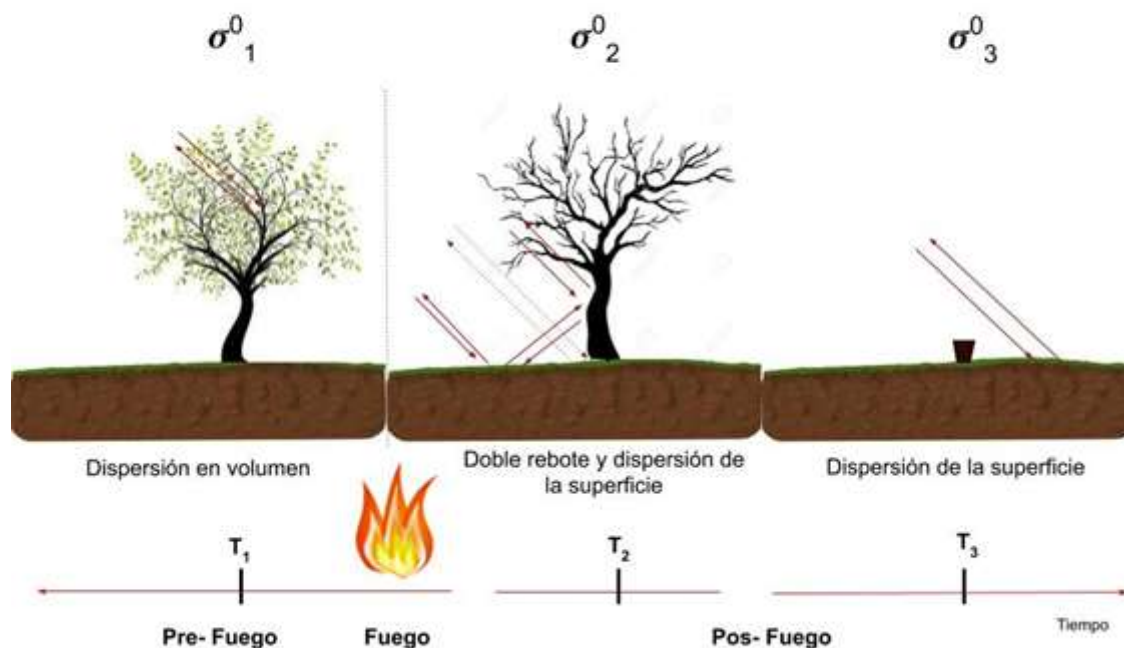


Figura 2.5: Ilustración de los posibles mecanismos dominantes de dispersión: (T1) dispersión en volumen antes del fuego, (T2) doble rebote y dispersión en superficie después del fuego y , (T3) dispersión de la superficie en el post fuego luego de un despeje. Fuente: adaptado de Kurum, 2015.

2.5). Asumiendo teóricamente una dispersión única, la señal retrodispersada que es recibida de paisajes boscosos se compone principalmente de tres tipos de contribuciones: dispersión de volumen, doble rebote y dispersión de superficie. [T1]. Por su parte, Enfoques basados en la polarimetría completa (*full polarimetric*) demuestran resultados prometedores para separar los distintos componentes de la retrodispersión generada por la vegetación [34].

Como se indica en la Figura 2.5, antes del incendio (T_1), la mayor parte de la retrodispersión de la banda C del radar proviene de la capa de la cubierta saludable de los bosques. La señal de radar interactúa principalmente con las hojas y pequeñas ramas en la capa superior, y se va atenuando al llegar al suelo [20, 35]. Esto hace que la retrodispersión de la banda C sea -en su mayoría- insensible a los cambios de la humedad del suelo en lo bajo del dosel; a menos que el contenido de agua de la vegetación sea muy baja y/o la cubierta vegetal esté abierta, como es el caso del área de estudio. El fuego consume la mayor parte de la copa del árbol, y además, deja el suelo y troncos de árboles expuestos.

Después del incendio (T_2), el doble rebote y la dispersión de la superficie se convierten en importantes contribuyentes a la señal de retorno desde que la señal penetra fácilmente hasta el suelo con la pérdida de la componentes de la vegetación [35]. Dependiendo de las propiedades del bosque y/o el nivel de severidad del daño por fuego, cualquiera de los mecanismos de dispersión puede dominar, pero éstos se realzan debido a la interacción con el suelo a medida que la humedad del mismo aumenta [36]. Si hubiera despeje (remoción completa de los restos vegetales de la superficie), la dispersión en superficie se convierte en el mayor contribuyente a la señal de retorno. Además, montones de las ramas que se encuentran en el suelo podrían proporcionar algún doble rebote dispersión [36, 35, 23].

La retrodispersión depende fuertemente de la rugosidad y el contenido de humedad del suelo. En el post fuego, la retrodispersión del radar no contiene ninguna información sobre la gravedad de la quemadura, excepto por las características de la superficie. Esta observación sólo puede ser utilizada luego para delinear el área afectada por el fuego de sus alrededores. La regeneración de la vegetación ocurre después de algún tiempo [34, 24]. El efecto de realce de la humedad del suelo en la retrodispersión disminuye gradualmente en el tiempo a medida que comienza a cubrirse suelo con el rebrote de la vegetación.

2.1.4. Fuentes de error y ambigüedad

Las mediciones individuales de retrodispersión del SAR pueden ser alteradas por diferentes procesos que tienen lugar a lo largo de la trayectoria de la onda de radar y pueden enmascarar, degradar o impedir la detección de cambios forestales en los sistemas de alerta temprana [23]. A continuación se revisarán dos procesos -de los cuatro revisados por Doblas et al. 2020-, sus efectos y las estrategias para su mitigación que ocurren en la interfaz entre la copa y la atmósfera, y la superficie. Los posibles efectos en la atenuación de la señal SAR generados a nivel de la ionosfera y la troposfera no son considerados en este estudio dado que no se cuenta con información para corregir los datos a ese nivel.

A- Pendiente del terreno: corrección radiométrica

Como se presenta en el Cap. 3, el área de estudio tiene una vegetación propia del bosque serrano, cuyo desarrollo difiere en los estratos de altura que lo componen. Es por esto, que para su estudio es necesario tener en cuenta la altura del terreno. En las etapas del procesamiento de las imágenes SAR siempre se incluye una fase de corrección geométrica que utilizará una superficie de elevación de referencia para geocodificar la retrodispersión [37, 38]. La corrección geométrica de los datos radar es uno de los pasos necesarios en este tipo de imágenes para conseguir una correcta disposición geométrica de los datos [28]. Las imágenes iniciales pueden ofrecer una distorsión espacial e incluso una rotación debido a su órbita que hará que los elementos se encuentren deformados, rotados y sea necesario ajustarlos a una dirección y sistema adecuado. Plataformas como SNAP permiten realizar la calibración geométrica de datos radar con ayuda de Modelos Digitales de Elevación (DEM). Por su parte, la corrección radiométrica también será necesaria para tener en cuenta el debilitamiento de los retornos de radar a medida que aumente el ángulo de incidencia [23].

β_0 es la calibración básica de un producto SAR. Utiliza una constante de calibración interna almacenada en los metadatos. Lo usa si no tiene información sobre el ángulo de incidencia (ángulo rojo, Fig. 2.6). El ángulo de incidencia se define como el ángulo entre la superficie vertical de la tierra (sin terreno) y la señal entrante. Sin embargo, σ_0 es una medida más avanzada de calibración que tiene en cuenta la constante de calibración y el ángulo de incidencia (también se conoce principalmente a partir de los metadatos).

Ahora bien, si desea calibrar los datos SAR a γ_0 , que utiliza el ángulo de incidencia local (ángulo azul, Fig. 2.6) se debe contar un modelo de elevación digital (DEM). El punto crucial es que el aplanamiento del terreno radiométrico en SNAP se basa en un algoritmo que no utiliza el ángulo de incidencia (local), sino el área iluminada por el sensor de cada píxel (σ_0) [38].

Por lo general, la corrección radiométrica se realiza por cálculo utilizando la expresión de la Ecuación 2.3 que se muestra a continuación [39, 38, 28]:

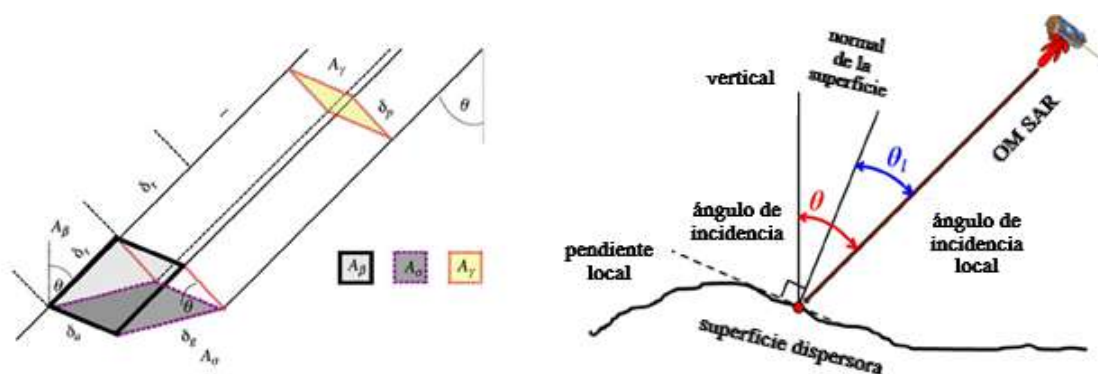


Figura 2.6: (a) Áreas normalizadas para la retrodispersión del SAR. (b) Teorización del ángulo entre la onda de incidencia del radar y la superficie. Small, 2011.

$$\gamma^0 = \frac{\sigma^0}{\cos\theta_i} \quad (2.3)$$

Donde θ_i representa el ángulo de incidencia local; γ^0 conocido como gamma naught es el coeficiente de retrodispersión normalizado por el ángulo de incidencia local. Normalmente, γ^0 debería permanecer estable sobre los dispersores de volumen como las zonas de bosques densos y se ha utilizado ampliamente en la aplicación forestal.

B- Humedad de suelo

Los datos SAR han sido investigados debido a su potencial para monitorear la humedad del suelo sobre grandes áreas sin importar el clima y la presencia del sol [24]. Las propiedades dieléctricas de los materiales se refieren a la capacidad de éstos para formar dipolos, almacenar y conducir energía eléctrica en presencia de un campo eléctrico externo. En otras palabras, la constante dieléctrica es un indicador de la reflectividad y conductividad de la superficie con la cual interactúa el pulso de OM emitida por el SAR, la cual determina -en parte- la intensidad de la señal de los dispersores [33].

La constante dieléctrica de una superficie es una de las variables a considerar en el modelo de interacción de una OM [36, 31, 40]. Debido a que el agua tiene una constante dieléctrica alta, esta constante variará en los blancos naturales de acuerdo con la presencia de agua libre en su estructura [22]. Es decir, las variaciones en el contenido de humedad del suelo y el contenido de agua de la planta entre distintos tipos de fisonomías vegetales producen diferencias en los coeficientes de retrodispersión. Para el caso del área de estudio -enmarcada en la región del Gran Chaco- si bien posee escasas precipitaciones, es un factor a considerar en el estudio de la vegetación durante la temporada estival, es decir a la salida de los meses de la temporada de incendios.

La humedad del suelo debe tratarse como una fuente potencial de variabilidad que podría introducir ambigüedades en la detección de perturbaciones forestales [24, 31]. Según lo declarado por Le Toan et al. (1992) en un área boscosa, las ondas de las bandas X y C no alcanzarán la superficie y, en consecuencia, no se verán afectadas por la variabilidad de la humedad del suelo [41]. Por otro lado, Koyama et al. (2017) trabajando con banda L informa un aumento de la retrodispersión después de fuertes lluvias (medido en intervalos de 3 días) de +1 dB para HH y +2 dB para valores de HV en bosques densos, por lo que es de esperar cambios en la retrodispersión a medida que cambia la humedad del suelo [40]. Se supone que este efecto es una consecuencia del aumento del mecanismo de dispersión de doble rebote

de los troncos, luego de una perturbación sobre la vegetación, en un suelo mojado. Por otro lado, el bosque abierto, estacionalmente inundado, puede sufrir una caída significativa en la retrodispersión, debido al aumento de los reflejos especulares durante de los episodios de inundación [36]. Para áreas desnudas y con poca vegetación, la retrodispersión de banda C generalmente aumentará la humedad del suelo en aproximadamente $0,11 - 0,5 \text{ dB} / [\text{vol} \%]$ para polarización VV y $0,08 - 0,01 \text{ dB} / [\text{vol} \%]$ [42]. Este aumento puede enmascarar la disminución de la retrodispersión vinculada a los cambios en la vegetación (i.e. incendios, deforestación) lo que puede difuminar el contraste de la retrodispersión si el disturbio es seguido por fuertes lluvias. Doblas et al. (2020) por su parte describió la relación entre las mediciones de retrodispersión SAR en banda C sobre los bosques tropicales amazónicos y las tasas de precipitación por hora, encontrando una relación positiva entre los valores de retrodispersión no anómalos y la lluvia acumulada, de aproximadamente $0,2 \text{ dB} / \text{mm} \cdot \text{h}^{-1}$ y $0,4 \text{ dB} / \text{mm} \cdot \text{h}^{-1}$ para polarizaciones VV y VH [31].

A continuación, en la Tabla 2.2 se resumen las fuentes más importantes de errores y ambigüedades en las mediciones del SAR sobre las superficies forestales consideradas en este trabajo.

Efecto	X	L	C	Ref.Bibliográfica
Intercepción de las precipitaciones	+2 a +3 dB	+1 a +1.5 dB	+1 a +2dB	Dobson et al., 1991; Koyama et al.,2017; Doblas et al. 2020
Humedad de Suelo		0.11-0.5 dB/[vol %](VV) y 0.08-0.01 dB/[vol %](VH)	+1 dB(HH) +2 dB(HV)	Kasischke et al. 1994; Tanase et al. 2010; Gimeno, et al. 2004; Hajj et al. 2017; Koyama et al. 2017.

Tabla 2.2: Resumen de algunas fuentes importantes de error y ambigüedad en las mediciones del SAR sobre las superficies boscosas. Fuente: Adaptado de Doblas et. al (2020).

2.1.5. La misión Sentinel

La misión de Sentinel-1 (S1) desarrollada por la European Space Agency (ESA) incluye una constelación de dos satélites orbitales y polares de radar de apertura sintética que operan día y noche, permitiendo imágenes independientes del tiempo. Los Sentinel-1A y Sentinel-1B se lanzaron en abril de 2014 y abril de 2016. Sentinel-1 corresponde a satélites de apertura sintética (SAR) que funcionan en banda C (longitud de onda de 5 cm). Los satélites Sentinel-1A y Sentinel-1B pueden operar en cuatro modos de adquisición con diferentes resoluciones y cobertura [37]: Stripmap (SM), Interferométrico ancho franja (IW), franja extra ancha (EW) y modo de onda (WV). Un solo satélite S1 tiene el potencial de mapear el globo en modo IW cada 12 días en una sola pasada. Este sistema proporciona una cobertura mundial en modo de polarización dual (VV+VH y HH+HV) a una resolución terrestre de 10m.

Se destaca que ésta es la primera vez que se proporciona acceso continuo a datos de tele-detección de alta resolución para todas las condiciones meteorológicas de forma gratuita y abierta. Potencialmente marca un cambio importante en el papel de los sensores activos de microondas en la dinámica de los focos activos y la cartografía de las cicatrices de los incendios, que hasta ahora ha sido muy limitado y se ha utilizado a estimar la superficie total quemada al final de la temporada de incendios [32, 35].

Los datos S1 fueron utilizados de manera complementaria con datos del sensor óptico de la misión, el satélite Sentinel 2 (S2). Los satélites S2 llevan un innovador instrumento multi-espectral de banda ancha y alta resolución con 13 bandas que abarcan el espectro visible, infrarrojo cercano e infrarrojo de onda corta. La resolución espacial varía de 10 m a 60 m dependiendo de la banda espectral. La franja es de 290 km. La resolución temporal del satélite S2 es de 10 días. El Sentinel-2B es idéntico al Sentinel-2A, lanzado en marzo 2017. Con esta constelación se garantiza un tiempo de revisita para el área de estudio de 5 días.

2.2. Procesamiento de datos SAR en la nube

Actualmente existe una gran cantidad de información satelital obtenida a escala global, recopilada por diferentes sensores que pertenecen a diferentes proyectos o agencias espaciales. Los datos obtenidos son de diferente naturaleza como, por ejemplo, elevación del terreno, observaciones atmosféricas, así como también respuestas de las cubiertas de la Tierra en varias porciones del espectro electromagnético, registradas en distintas resoluciones espaciales y temporales. Actualmente, muchos de estos datos (por ejemplo de las misiones Landsat, Sentinel, MODIS) se distribuyen de manera gratuita [43].

Diversas investigaciones realizadas con datos geoespaciales han encontrado dificultades en la factibilidad de realización debido a la alta capacidad de procesamiento que se requiere para analizar esta información. Esta limitante computacional ha conllevado a que muchos usuarios de estos datos se vean obligados a trabajar utilizando menores escalas espacio-temporales. **Google Earth Engine** (GEE) es una plataforma informática que combina catálogos de imágenes satelitales (por ejemplo, series históricas de la tierra de Landsat, Terra MODIS, Sentinel, CHIRPS), datos geoespaciales y capacidades de análisis de escala planetaria de petabytes. Está disponible para científicos, investigadores y otros usuarios públicos o privados para diversas aplicaciones en la nube, es gratuito para enseñanza e investigación [27]. Existen diversas formas de interactuar en la plataforma, por ejemplo, con la herramienta ‘Editor de Código’ se puede ejecutar o escribir scripts para hacer que los diagramas de flujo de geoprocésamiento complejos sean más rápidos y fáciles. Con la interfaz ‘Explorer’ puede consultar y ver el catálogo de datos, o incluso realizar análisis más simples. También puede desarrollar aplicaciones personalizadas utilizando JavaScript o lenguajes de programación Python. Si bien GEE no consume excesiva memoria en la computadora del usuario/a, necesita tener una buena conexión a internet para poder cargar el Code Editor, las visualizaciones y cualquier otra información que sea solicitada de los servidores. Además, para descargar los resultados de la nube a la computadora del usuario/a se requiere contar con espacio disponible suficiente en su Google Drive (y la versión gratuita de Google Drive permite sólo hasta 15 gigabytes).

Una de las primeras aplicaciones que involucran su uso y que ha sido muy visible por la comunidad científica internacional es monitorear la pérdida y ganancia de bosques de cobertura terrestre. Este es un sistema llamado Global Forest Change [44], que utiliza imágenes de satélite Landsat con una resolución espacial de 30m para monitorear la cubierta forestal de la Tierra. En Brasil, se destaca la iniciativa interinstitucional denominada **MapBiomás** que genera mapas anuales de uso y cobertura de la tierra en todo el territorio brasileño (1985-2020), basados en el análisis de imágenes satelitales de Landsat [45]. Este estudio se ha replicado con éxito para el área del Gran Chaco, llamado **MapBiomás Chaco**. Finalmente, se utilizó esta plataforma también para la generación del Mapa de Cobertura de Suelo (Land Cover) de Córdoba Argentina [46].

2.3. Índice de autocorrelación espacial

El Índice Global de Moran es una medida estadística que analiza de forma integral las variaciones de autocorrelación espacial entre valores vecinos más cercanos, los mismos que pueden clasificarse como positivo, negativo y sin autocorrelación espacial [47]. Cuando los valores tienden a agruparse, se habla de una autocorrelación espacial positiva, pero si estos valores se dispersan, entonces se convierte en una autocorrelación negativa, y si los valores se encuentran dispersos o distribuidos de forma aleatoria, entonces no hay autocorrelación espacial entre los valores analizados. El Índice Global de Moran consiste en la medición de la presencia o ausencia de autocorrelación espacial de una variable. La autocorrelación espacial está indicada por medio de valores que oscilan entre +1 y -1, en donde +1 indica autocorrelación positiva perfecta, -1 expresa autocorrelación negativa perfecta y un valor 0 muestra la presencia de patrones completamente aleatorios en su distribución espacial. El Índice Global de Moran se obtiene de una fórmula generada por un algoritmo complejo para lo cual es necesario usar la estructura de un SIG con capacidad geoestadística [48].

Dentro del análisis exploratorio de los datos espaciales, el índice de Moran local (IML) permite evaluar el nivel de autocorrelación espacial o el nivel de similitud que tiene cada muestra tomada a nivel de píxel respecto de sus vecinos. El coeficiente de Índice de Moran, se ajusta a la prueba de significancia estadística de valores p, suponiendo una distribución normal. Para ello se plantean pruebas de hipótesis, donde la hipótesis nula (H_0) responde a la afirmación de que la configuración espacial se produce de manera aleatoria, y la alternativa (H_a) la configuración espacial no se produce de manera aleatoria [49]. De esta manera, si el p-valor es menor al nivel de significancia entonces se rechaza la hipótesis nula y se acepta la alternativa. Por el contrario, si la hipótesis nula no se rechaza entonces se puede decir que la configuración espacial se produce de forma aleatoria. Esta medida varía entre los valores -1 y +1; cuanto más cercano a -1 sea el indicador, existe una correlación espacial negativa entre las muestras espaciales y se agrupan de manera dispersa, y viceversa. En consecuencia, el IML permite denotar el patrón de relación (agrupada o dispersa) entre puntos tomados en el espacio. El IML se calcula como puede verse a continuación en la Ec. 2.4:

$$I = (n/S_0) \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} z_i z_j / \sum_{j=1}^n z_i^2 \quad (2.4)$$

Donde $S_0 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}$ es la suma de elementos de una matriz de pesos. Las observaciones z son las desviaciones de la media ($x_i - \bar{x}$) donde x_i es el valor de la variable en una unidad espacial determinada y x_j es el valor de la variable en otra localización, normalmente las vecinas a x_i .

La sumatoria de los valores locales conforman el valor global del índice de Moran:

$$\sum_{i=1}^n I_i = \sum_{i=1}^n z_i \sum_{j=1}^n w_{ij} z_j \quad (2.5)$$

2.4. Índice de Disimilitud

Las series temporales se diferencian de los datos "no temporales" por la relación de interdependencia entre las mediciones [50]. En los últimos años muchos autores han desarrollado diversas metodologías que permiten evaluar medidas de distancia entre series temporales, un concepto importante para las tareas de agrupación de series temporales y reconocimiento de patrones [51]. En general, se distinguen al menos dos enfoques centrales: un enfoque paramétrico que corresponde, por ejemplo, a aproximar una serie con un modelo ARIMA, un polinomio o una transformada discreta de Fourier de las series temporales. El segundo enfoque, aquí utilizado, es no paramétrico y consiste en evaluar la proximidad entre series de tiempo en base a los datos propios de las mismas. De esta forma, cada píxel de una serie temporal de imágenes puede ser pensado como un vector donde cada elemento del mismo corresponde al valor de ese píxel en cada fecha de la serie temporal [52]. Dentro de este enfoque, las medidas convencionales de proximidad más difundidas son la distancia euclídea (Ec. 4.4) y la distorsión dinámica del tiempo (ó *dtw* por sus siglas en inglés). Si bien éstas medidas han sido ampliamente utilizadas, ignoran la interdependencia entre las mediciones de la serie temporal y basan la similitud entre dos series únicamente por la proximidad entre valores observados de ambas en los mismos instantes de tiempo.

$$\delta_E(S_1, S_2) = \left(\sum_{i=1}^n (u_i - v_i)^2 \right)^{1/2} \quad (2.6)$$

donde S_1, S_2 son dos series temporales de valores n observados en los instantes de tiempo t_1, \dots, t_n

Para paliar esta limitación, se han estudiado diferentes propuestas que estudian el comovimiento entre dos series de tiempo, además de la cercanía entre sus valores [50, 51]. El Índice de Disimilitud (D) aquí referido es propuesto por Chouakria y Nagabhushan et al 2007. Está basado en una función de ajuste adaptativo automático que evalúa tanto la cercanía entre valores de las series temporales, como la similitud de las variaciones en la estructura temporal de las mismas [50, 52]. Para ello, definen a esta distancia como el producto entre la correlación temporal afectada por una función de tuning adaptativa exponencial y una medida de distancia vectorial convencional como la distancia Euclídea (Ec. 4.4). El primer factor evalúa la similitud en las variaciones de la estructura temporal entre las series, mientras que el segundo (en la Ec. 4.6, δ_E) evalúa las distancias entre los valores que toman las series en una misma posición o momento de tiempo. El coeficiente k determina cuál será la contribución de cada uno de los dos factores en la distancia D resultante.

Entonces, sean $S_1 = (u_1, \dots, u_p)$ y $S_2 = (v_1, \dots, v_p)$ dos series de tiempo observadas en los instantes t_1, \dots, t_p definimos el índice de disimilitud (D) como:

$$D(S_1, S_2) = f(\text{CorT}(S_1, S_2)) \delta_E(S_1, S_2) \quad (2.7)$$

donde f es la función de tuning adaptativa exponencial dada por $f(x) = 2/(1 + \exp(k \cdot x))$, k es un valor entero fijo mayor igual a cero, δ_E es la distancia euclídea y CorT es el coeficiente de correlación temporal para medir proximidad con respecto a comportamiento, definida en la Ec. 4.5 a continuación:

$$CorT(S_1, S_2) = \frac{\sum_{i=1}^{p-1} (u - u_{i+1})(v_i - v_{i+1})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{p-1} (u - u_{i+1})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^{p-1} (v_i - v_{i+1})^2}} \quad (2.8)$$

Notemos que CorT puede tomar valores en el intervalo $[-1, 1]$. Si el valor que toma $CorT(S_1, S_2) = 1$ significa que en cualquier período observado $[t_i, t_{i+1}]$, las series S_1 y S_2 han aumentado o disminuido simultáneamente con la misma tasa de crecimiento (tienen un comportamiento similar). Por su parte, el valor $CorT(S_1, S_2) = -1$ significa que en cualquier período observado $[t_i, t_{i+1}]$, donde S_1 ha aumentado y S_2 ha disminuido con la misma tasa de crecimiento, y viceversa. Por último, el valor $CorT(S_1, S_2) = 0$ expresa que no hay monotonicidad entre S_1 y S_2 , y que sus tasas de crecimiento son estocásticamente linealmente independientes.

El índice D , como ya señalamos, considera la similitud en comportamiento y la similitud en valores al comparar dos series de tiempo. Además es capaz de ajustar y modular la contribución de cada uno de estos dos aspectos de las series a comparar, a través de una función de modulación f que presenta las siguientes propiedades [51, 50]:

1. aumenta el grado de aporte al índice de la medida convencional de distancia entre las series, cuando la correlación temporal disminuye de 0 a -1 ;
2. el valor de D se aproxima al valor de la medida convencional de distancia entre las series, si la correlación temporal es próxima a cero;
3. disminuye el grado de aporte al índice de la medida convencional de distancia entre las series, cuando la correlación temporal aumenta de 0 a 1.

La importancia de la elección del parámetro k radica en que éste interviene en el peso o ponderación que se da a la similitud de las series en cuanto a su comovimiento y a su similitud en valores. En el caso de series temporales con un comportamiento similar (es decir, con CorT cerca de 1), el parámetro k modula las contribuciones de la proximidad de los valores de las series y su comportamiento al índice de disimilitud D [50].

2.5. Análisis Discriminante

El Análisis Discriminante (AD) es una técnica multivariada que permite describir algebraicamente las relaciones entre dos o más poblaciones (o grupos de observaciones multivariadas) de manera tal que las diferencias entre ellas se maximicen o se hagan más evidente. Para realizarlo, se requiere el conocimiento “a priori” de grupos claramente identificados [48, 53]. El objetivo principal del AD es, sabiendo que existen grupos o poblaciones de casos, identificar desde un conjunto de nuevas variables, si éstas tienen capacidad discriminante, por ejemplo, si asumen valores distintos en los distintos grupos. Así, este análisis también se realiza frecuentemente para clasificar grupos [48, 52].

$$H = \sum_{i=1}^g (\mu_i - \bar{\mu})(\mu_i - \bar{\mu})' \quad (2.9)$$

donde $\bar{\mu} = \frac{1}{g} \sum_{i=1}^g$ es la matriz de sumas de cuadrados y productos cruzados (SCPC) entre grupos o matriz de SCPC asociada a la hipótesis H sobre efectos de g grupos y definamos a la matriz de SCPC de los términos de error como:

$$E = \sum_{i=1}^g \sum_{j=1}^n n_i (x_{ij} - \bar{x}_i)' = \sum_{i=1}^g (n_i - 1) S_i \quad (2.10)$$

Los autovectores de $E^{-1}H$ son las funciones discriminantes que separan los g grupos. Los ejes canónicos son variables no correlacionadas. De esta manera, con estos ejes canónicos se construye el *espacio discriminante* o *espacio canónico*. El *espacio canónico* de mejor calidad para observar las diferencias entre grupos es el conformado por el eje canónico 1 y el eje canónico 2 [48]. Los autovalores de la matriz $E^{-1}H$, que contiene las varianzas-covarianzas entre (H) y dentro (E) de grupos, expresados como proporción, indican en porcentaje de la variabilidad entre grupos que puede ser descripta por cada eje. Estos autovalores son usados para conocer con cuántos ejes canónicos o FDL (función discriminante lineal) será necesario trabajar para identificar la mayor parte de la variabilidad multivariada entre grupos [48]. La primera función discriminante (asociada con el mayor de los autovalores, λ_i de $E^{-1}H$) realiza la mayor contribución a la separación de los grupos. En la práctica sólo las primeras funciones pueden ser necesarias para la separación de los grupos.

Los autovalores dan una medida de la separación, es la proporción de separación explicada por las primeras r variables canónicas. Cuando sólo dos o tres variables canónicas describen apropiadamente la separación, generalmente se grafican los datos en el espacio de estas primeras variables canónicas para reducir la dimensión de la representación. Otra forma útil de obtener una medida de la importancia de una variable respuesta a la variable canónica es a través de la estandarización de los coeficientes de la combinación lineal correspondiente. En caso de estandarizar, esta se realiza usando la matriz de varianzas-covarianza (promedio o común entre grupos). Así, observando los coeficientes por ejemplo de la primera FDL de los datos estandarizados, es posible identificar las variables de mayor peso (con mayor valor absoluto de coeficiente) en la discriminación realizada sobre el eje 1. En el caso que el eje 2 es importante, en términos de la variabilidad explicada, igual lectura podrá realizarse sobre este eje. Las medias de los grupos de observaciones, en el espacio discriminante, es el vector de medias de los casos sobre cada eje y también es conocida como centroide del espacio discriminante.

Respecto de los errores de clasificación utilizando el AD, la tasa de error aparente, que es la que muestra InfoStat automáticamente, surge de aplicar la o las FDL que se hayan construido sobre los mismos datos que dieron origen a la FDL [53]. Luego de aplicar la FDL a uno de los casos en estudio, evaluaremos si el clasificador ha clasificado al caso en el grupo al que sabemos pertenece o no. La cantidad de casos mal clasificados para un grupo, expresado como porcentaje del total de casos, indica el porcentaje de mala clasificación esperado para individuos de esa población. El promedio de estos porcentajes a través de todos los grupos o poblaciones es la tasa de error de clasificación de la FDL [48].

3.1. Caracterización regional

En el noroeste de la provincia de Córdoba se pueden distinguir dos distritos pertenecientes a la región fitogeográfica chaqueña: el Chaco Árido y el Chaco Serrano [54]. En estos ecosistemas naturales se han evidenciado a lo largo del tiempo cambios en los usos del suelo. Durante la época de la conquista española, la región oeste ("el llano") destinada a una producción de baja intensidad, fue transformada a sistemas de intensificación ganadera [55, 4, 14]. En la década del '30 avanzó la explotación forestal con la extracción de leña y carbón para el funcionamiento de ferrocarriles, terminando con grandes extensiones boscosas en un lapso de 50 años. Durante la década del '70 se introdujeron a través de las extensas estancias el uso del alambre, la topadora, los herbicidas y la introducción de gramíneas exóticas para implantación de pasturas. En los '80 comenzó el auge de la plantación de papa bajo riego por aspersión para la producción de cultivos extensivos.

Actualmente diversos autores identifican en la región distintos tipos de uso de la tierra tales como: ganadería de bajo impacto, tala selectiva, ganadería empresarial y agricultura agroecológica y empresarial, entre otros [56]. Los primeros usos hacen referencia al esquema productivo de pequeños productores ganaderos con pequeñas majadas de cabras y algunas vacas. El manejo es extensivo y sus animales aprovechan los forrajes (pastos, arbustos y árboles) que ofrece el bosque nativo y la agricultura de pequeña escala (fundamentalmente maíz) en pequeños valles. También es común que desarrollen algunas actividades extra prediales: recolección de hierbas aromáticas, apicultura, tunales, huertas familiares. El aprovechamiento forestal (leña, carbón, postes y varillas) hoy constituye una actividad escasa. En las últimas décadas, estas actividades productivas han sido paulatinamente reemplazadas por el ofrecimiento de servicios asociados al turismo [4].

Por su parte, la ganadería y la agricultura empresarial extensiva se desarrolla sobre bosques y pastizales nativos e involucra a un conjunto de agentes nacionales y transnacionales vinculados con la producción, distribución y procesamiento de productos agropecuarios con maquinarias e insumos agropecuarios propios del modelo industrial [56]. En este proceso de conversión del paisaje por el uso antrópico, la vegetación nativa es transformada comprome-

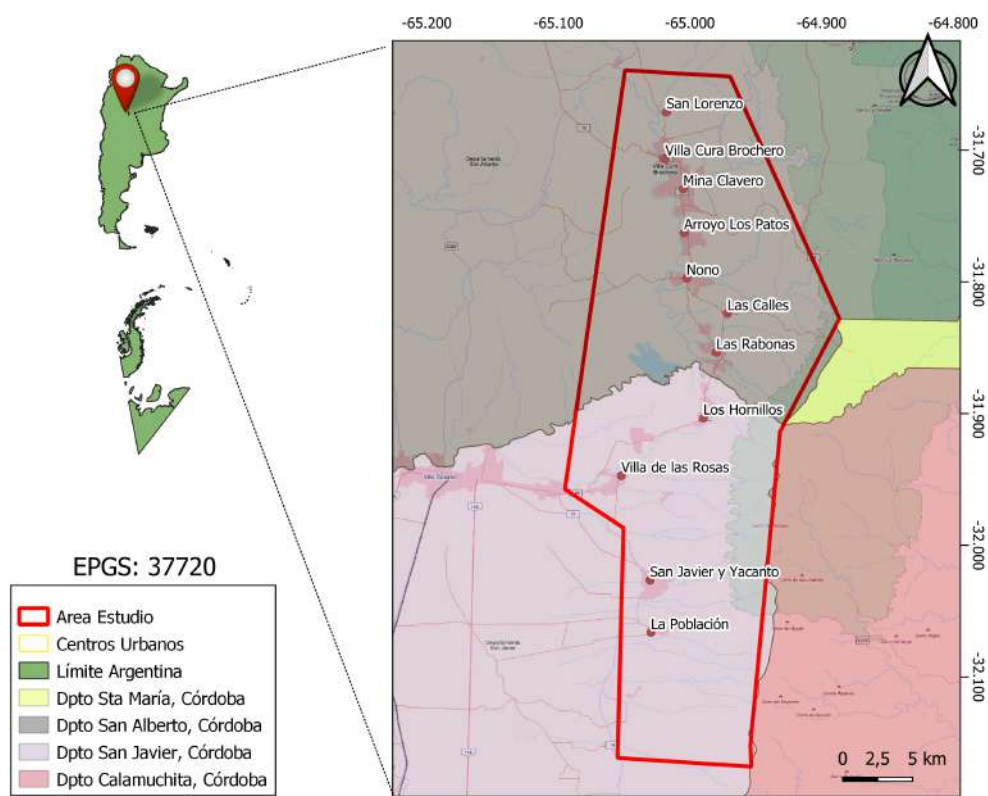


Figura 3.1: Localización del área de interés

tiendo la integridad de los ecosistemas mediante la pérdida de especies autóctonas, invasión por especies exóticas, erosión de suelos y la disminución en calidad y disponibilidad de agua [4, 14].

Desde la década de 1990, nuevos habitantes han llegado a Traslasierra generando un aumento en los asentamientos urbanos a expensas de las zonas rurales y ecosistemas nativos [57]. De esta forma, los nuevos desarrollos inmobiliarios causaron el avance de la frontera urbana sobre los ecosistemas naturales, lo cual amplió la interfaz urbano-forestal y en consecuencia aumentó los riesgos para las vidas humanas, la fauna nativa y los bienes comunes debido a la proximidad de las casas y los combustibles [58, 14].

El área de interés (ver Fig. 3.1) comprende 73.165,89 ha se extiende entre los departamentos de San Alberto y San Javier, provincia de Córdoba, y limita con Santa María y Calamuchita. Contiene los municipios de San Lorenzo, Villa Cura Brochero, Mina Clavero, Arroyo Los Patos, Nono, Las Calles, Las Rabonas, Los Hornillos, Villa de Las Rosas, Las Tapias, San Javier, Yacanto, La Población. Según los datos obtenidos del Censo Nacional de Población 2010, en el área viven 28.000 personas [59]. La elección de esta región está vinculada con el aporte a otros proyectos de investigación financiados por distintas agencias: por un lado, FONCYT, PICTO 2014-0050 titulado "Modelo de estados y transiciones como herramienta para el manejo sustentable de bosques del noroeste de Córdoba: determinación de umbrales y sus indicadores", y por otra parte "Manejo y restauración de bosques en entornos productivos" subvencionado por el programa EUROCLIMA+.

El área de estudio se encuentra en una región con un marcado gradiente ambiental determinado por la presencia de las Altas Cumbres de las Sierras Centrales de la provincia de Córdoba, Argentina. Las precipitaciones medias anuales disminuyen en sentido Este - Oeste entre los 900 mm en la alta montaña, y los 500 mm en el piso inferior. En la llanura occidental la tem-

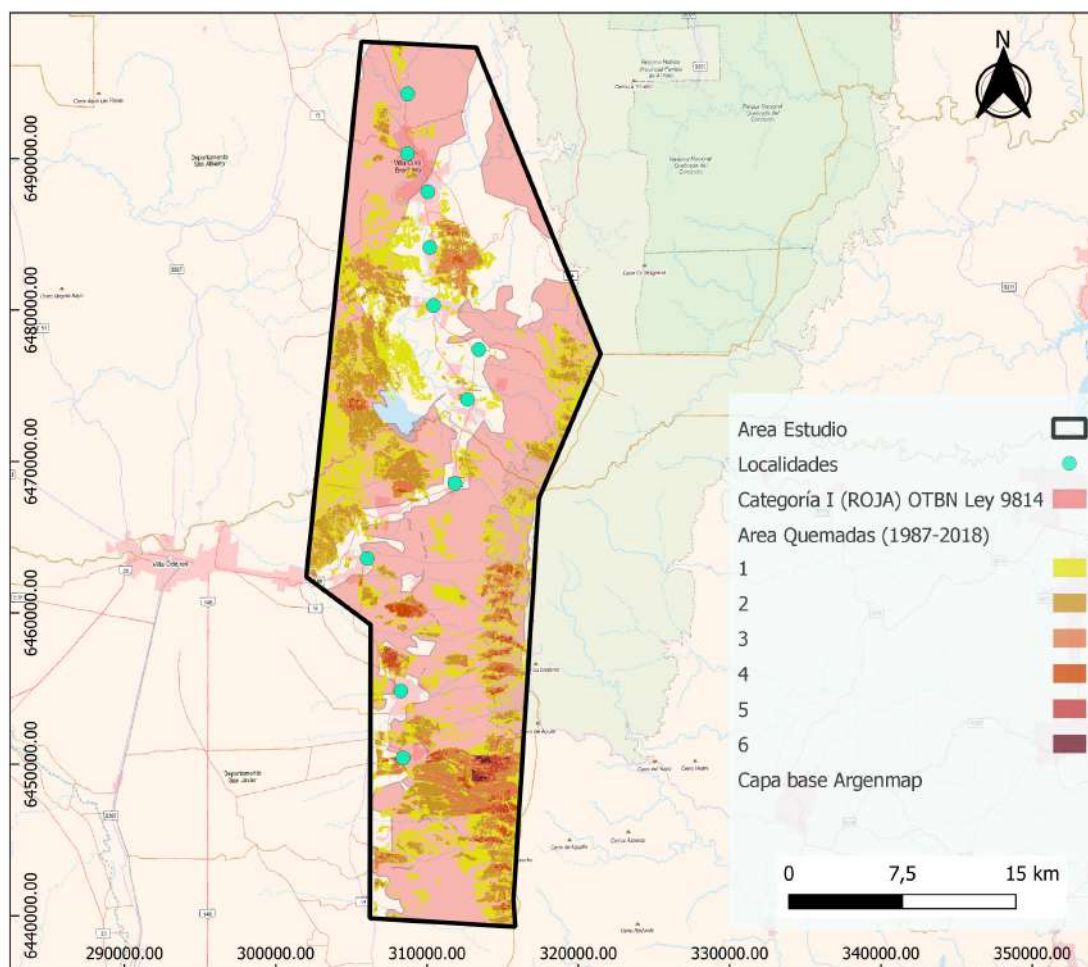


Figura 3.2: Localización de las áreas quemadas (Marinelli, et. al (2019)) y áreas de máxima conservación ecológica según la Ley de Ordenamiento Territorial de los Bosques de la provincia de Córdoba

peratura media estival es de 26°C y la invernal de 17°C, disminuyendo a 17°C y 8°C a los 1000 msnm. En la alta montaña, durante gran parte de todo el año, se registran temperaturas por debajo de 0°C [4]. El clima en general es templado, las precipitaciones se concentran entre los meses de septiembre y marzo [60, 55]. Una característica importante climática es la alta frecuencia de precipitaciones escasas en primavera y comienzo del verano. [60].

Es importante destacar que aproximadamente el 65 % de la superficie ocupada por el territorio de estudio es determinando por la LEY N° 9814, Ordenamiento Territorial de Bosques Nativos de la Provincia de Córdoba como zona roja (Categoría I, sectores de bosques nativos de muy alto valor de conservación que no deben transformarse [61]).

3.2. Los incendios en el Bosque Serrano

Durante los últimos 30 años (1987-2018) se quemaron 23.798,14 ha en el área serrana delimitada en la Fig. 3.2 perteneciente a los departamentos San Javier y San Alberto. [19]. Esta información destaca que al menos una vez, el 32.52 % del total de la superficie del área de interés ocupada por bosques nativos sufrió incendios de vegetación y que los incendios son una problemática generalizada en la zona serrana.

En los últimos años, la ocurrencia de incendios se vió acrecentada [4, 62]. Esta tendencia

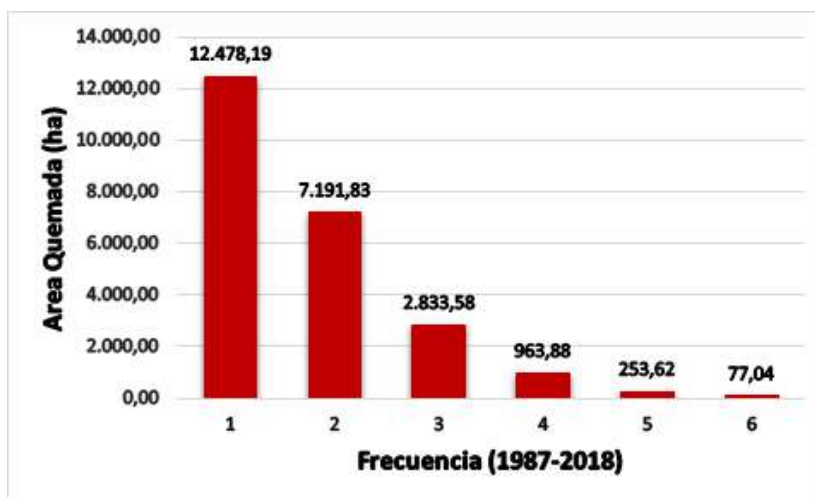


Figura 3.3: Frecuencia de quema del área de interés. Fuente: Marinelli, 2019.

sugiere que la problemática se ha profundizado con el paso del tiempo: aproximadamente, el 80 % del territorio de las localidades traslaserranas han sufrido incendios recurrentes en los últimos 30 años [4]. Particularmente es para destacar la gran extensión territorial de los incendios en jurisdicción de la localidad La Población, ubicada entre el bajo y el filo de las sierras.

La mesa de incendios del Valle de Traslasierra¹ llama a considerar al territorio con alto riesgo de ocurrencia de incendios. Se cree necesario incrementar la difusión de la problemática de los incendios, desarrollar estrategias específicas de prevención y mitigación en sitios con incendios recurrentes (Fig. 3.3) [4]. Para ello, se sugiere realizar un diagnóstico del estado actual de los sitios e implementar de acciones concretas, tales como sistemas de alerta temprana para la zona. Particularmente, la mesa de incendios del Valle de Traslasierra convoca a contemplar la situación de emergencia ambiental en los territorios de las localidades serranas de La Población, La Travesía, Villa de las Rosas y San Javier debido al deterioro ambiental por la alta frecuencia de incendios. Asimismo, se trata de áreas con mayor riesgo de ocurrencia de nuevos incendios dada a la abundancia de material combustible en la vegetación desarrollada en el post incendio.

Nuestro país es severamente afectado por incendios durante la “temporada de incendios” (meses en los que el peligro de ocurrencia es mayor). Particularmente en la provincia de Córdoba en el área de Sierras Grandes -que es donde se localiza el área de estudio- los incendios tienen mayor frecuencia entre Agosto y Octubre, mientras que la mayor cantidad superficie ocupada por incendios de vegetación se encuentra entre los meses de Agosto y Noviembre [13].

Sobre el área de interés (Fig. 3.1) se estudiaron los incendios ocurridos entre los años 2016, 2017 y 2018 por disponibilidad de datos Sentinel-1 y se decidió aplicar la metodología -presentada a posteriori en el Cap.4- sobre la cicatriz de incendio de la localidad serrana La Población por tratarse de la cicatriz del incendio con mayor extensión territorial.

¹Conformada por INTA EEA Villa Dolores, los municipios y comunas de San Javier/Yacanto, Luyaba, La Población, la Asociación de Bomberos Voluntarios de San Javier/Yacanto y La Paz, y demás integrantes de la Mesa interinstitucional por la Problemática de los incendios en Traslasierra, en el marco de los compromisos asumidos en sucesivas reuniones realizadas entre los meses de Octubre y Diciembre de 2018.

3.3. La Población, San Javier

La Población es una localidad que se encuentra en la región fitogeográfica del Bosque Serrano, donde viven 535 habitantes. Se localiza dentro del departamento San Javier, Córdoba.

En el año 2018 esta localidad fue afectada por incendios de vegetación, la cicatriz del fuego fue registrada con imágenes Planet por Mgter. Nicollás Mari y respaldada por la información vectorial generada por Marinelli et al. 2019 e información de focos de calor FIRMS. La altura de la cicatriz del incendio (Fig. 3.4) oscila entre 150 y 2250 msnm en su pico máximo.

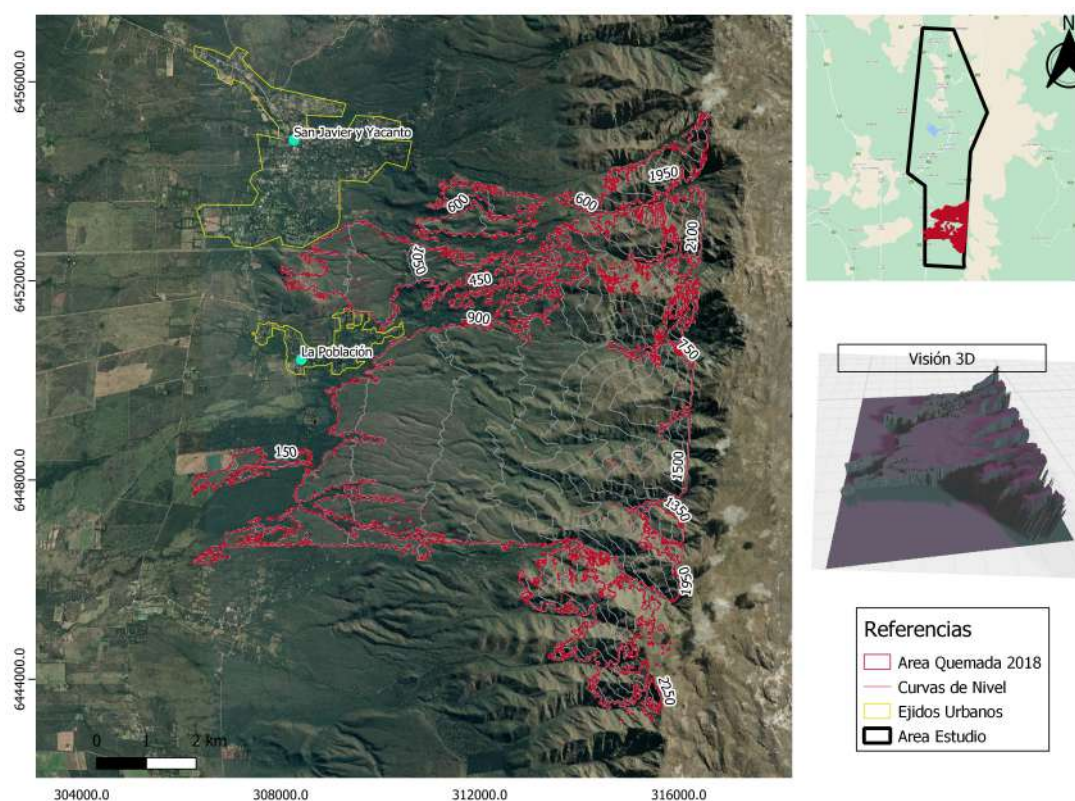


Figura 3.4: Elevación del terreno en la cicatriz de incendio de la Población, ocurrida en Octubre/2018

En las montañas de Córdoba, a medida que se asciende en altitud, se observan cambios en la fisonomía, composición florística y riqueza de especies [17]. La vegetación nativa de esta área (que puede verse en rojo en la Fig.3.4) se encuentra en un eco-tono que se extiende desde pastizales de altura en el Este, hasta el bosque chaqueño occidental al Oeste. Según Luti et al., (1979) se diferencian tres pisos: el Bosque Serrano en la parte más baja, seguido por el Matorral Serrano, también llamado Arbustal de Altura o “Romerillal”, y finalmente el piso de los Pastizales y Bosquecillos de Altura, en el sector más alto de las sierras [63]. Entre los 500 y 1300 msnm, se encuentra el Bosque Serrano donde las especies arbóreas dominantes en los estadios sucesionales más avanzados son *Lithraea molleoides*, *Zanthoxylum coco Gillies*, y en algunos sectores *Schinopsis marginata* [63, 17]. En el estrato medio (1300-1700 msnm) se encuentra el Romerillal, donde la especie dominante es un arbusto, *Heterothalamus alienus*, conocido vulgarmente como romerillo [63]. Finalmente, esta caracterización clásica define que por encima de los 1700 msnm, dominan los pastizales de altura y se pueden encontrar escasos bosquecillos de tabaquillo (*Polylepis australis*) entre las quebradas.

Tal como puede verse en la Fig. 3.5 en estas montañas el fuego es un fenómeno recurrente en el paisaje [17, 19]. Sin embargo, descripciones clásicas atribuyen los límites de distribución del Bosque Serrano a factores mesoclimáticos asociados a la topografía del lugar [63].

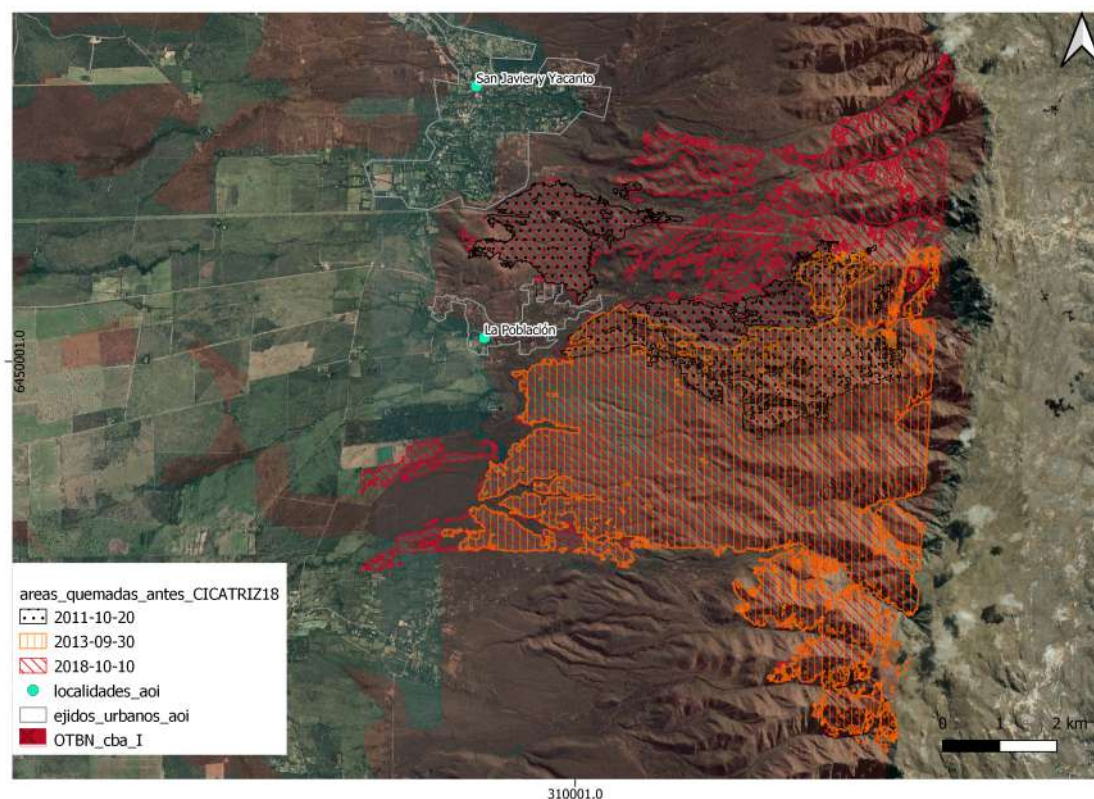


Figura 3.5: Dentro del superficie abarcada por la cicatriz de incendio Octubre/2018, se muestran áreas quemadas en años anteriores. Y en roja, al fondo, las áreas de máxima conservación ecológica según la Ley N°9814

Recientemente, nuevos estudios han evaluado el efecto combinado del fuego, la exposición de ladera y la posición topográfica sobre la vegetación y los suelos en una zona de transición entre bosques y pastizales en las montañas de Córdoba [18, 64]. Se encontró que el tiempo transcurrido después del último incendio fue el principal factor determinante de las distintas características analizadas (fisonomía, composición florística, riqueza y propiedades del suelo). No obstante, otros factores como las características geomorfológicas, historia de uso y herbivoría, también estarían condicionando la recuperación post-fuego de estos sistemas [18, 64].

Es importante señalar que en este estudio, sólo se considerarán los tipos fisonómicos de la vegetación presente en el área de la cicatriz de incendio ocurrida en Octubre/2018. Dentro de ésta superficie, hay sitios que sufrieron incendios de vegetación con mayor frecuencia que otros. La Fig. 3.5 muestra aquellos sitios que fueron quemados con mayor frecuencia que otros sitios [19], áreas que son a tener en cuenta dado que es probable que la vegetación del Bosque Serrano luego de un incendio requiera 30 años aproximadamente para su recuperación [4].

Materiales y Métodos

En este capítulo se presentan los datos utilizados para desarrollar la tesis y la manera en que fueron aplicados para alcanzar el objetivos planteados. Los códigos de programación en lenguaje JavaScript se exponen en cada paso metodológico.

4.1. Mapa de Coberturas de Suelo

Para analizar la vegetación afectada por incendios en área descrita en la Fig. 3.4, se utilizó el “Mapa de Cobertura de Suelo (*land cover*) de Córdoba del año 2018” [46]. Si bien este mapa no está realizado a los fines de conservar el bosque serrano, al momento de realización de este trabajo fue el mapa más reciente publicado.

El producto Nivel 2 contiene un total de 21 categorías de clasificación, con una resolución espacial de 30 m que luego fue segmentada a una unidad mínima mapeable de 2,5 ha. Del total, se seleccionaron las coberturas vegetales presentes en la cicatriz de incendio de La Población, categorizadas como “Monte”, “Arbustales y Matorrales” y “Pastizales”, que se describen a continuación.

La información del mapa de usos y coberturas, fue complementada con relevamientos a campo de vegetación georreferenciada realizados por la Unidad de Investigación en Bosque Nativo Estación Forestal INTA- Villa Dolores [65]. Las fotografías presentadas a continuación fueron tomadas por el Biol. Francisco Alaggia y cedidas como referencia para este estudio.

Con las herramientas de geoprocésamiento del software QGIS, se unificaron dos capas de información geográfica: el vector de cicatriz del incendio en La Población, San Javier (Fig. 3.4) y el mapa de coberturas. De esta manera, se generaron vectores (polígonos) de las tres categorías desarrolladas anteriormente, que alimentaron los algoritmos semiautomáticos de procesamiento en la nube a posteriori. Se estimó la superficie afectada y se generó información según tipo de cobertura.

Monte

Se refiere a áreas con presencia de especies arbóreas nativas y/o no-nativas solas o en combinaciones con arbustos, y en cualquier estado de desarrollo que alcancen los siguientes umbrales: 3 m de altura mínima, 20% de cobertura de copas mínima en el pixel y 1,5 ha para obtener representatividad espacial mayoritaria en 2,5ha [46].

Dentro de este tipo fisonómico podemos encontrar ejemplares de Molles (*Lithraea molleoides*), Cocos (*Zanthoxylum coco Gillies*), Algarrobos blancos (*Prosopis alba*) y *Ruprechtia apetala*, más conocido como manzano del campo.



Arbustales y matorrales

Siguiendo la definición anterior, los arbustales y matorrales corresponden a aquellas coberturas naturales de especies leñosas que no alcanzan los umbrales para ser consideradas Monte. Las características de esta categoría son: individuos leñosos con más de 3 m de altura pero que no alcanzan a cubrir el 20% de cobertura de copa por pixel. Asimismo, dentro de esta categoría podemos encontrar individuos leñosos que cubren un porcentaje mayor al 20% del sitio, pero no alcanzan los 3 m de altura.



Dentro de esta categoría, se encontraron: espinillos (*Vachellia caven*), talas (*Celtis tala*), chañares (*Geoffroea decorticans*), moradillos (*Schinus fasciculata*), piquillín (*Condalia microphyla*), jarillas (*Larrea divaricata*) y *Heterothalamus alienus*, conocido vulgarmente como romerillo. Las acacias negras (*Gleditsia Triacanthos*), una especie exótica altamente invasora, también se pueden encontrar dentro de esta categoría.

Dependiendo de la zona de la provincia, se incluye distintos porcentajes de roca y/o afloramientos rocosos [46].

Pastizal natural

Cobertura natural dominada por especies herbáceas y gramíneas. Puede contener ejemplares de árboles y/o arbustos nombrados anteriormente pero que no superan el umbral de 20% de cobertura de copa. Algunos pastizales relevados fueron: coirón (*Festuca pallescens*) cola de zorro *Setaria verticillata*), pajas bravas y pajonales principalmente.



Los pastizales representan una gran cobertura en las zonas naturales de la provincia (sierras y bañados). Como puede observarse en la fotografía, también podemos encontrar afloramientos rocosos.

Se seleccionó la cicatriz del incendio en la localidad La Población, San Javier por tratarse de la cicatriz de incendio más extensa en superficie en el área de estudio, además de la disponibilidad de datos SAR. Luego, se observaron los focos de calor ocurridos en el área de estudio durante Octubre del 2018 con el fin de respaldar la vectorial generada por Marinelli et al. 2019. Se trata de la temperatura de brillo de un píxel de fuego de 1 km utilizando los canales 21/22 de MODIS. Se mapearon los valores de la temperatura de brillo del mes de Octubre detectados en el área de la cicatriz de incendio La Población, San Javier. Los focos de calor detectados el día 10/10/2018 por este sensor más informes de la prensa local, fueron tomados como fecha de ocurrencia de este incendio.

```
1 var fuego= ee.ImageCollection("FIRMS")
2 var geometry = ee.FeatureCollection(table)
3 var fuegoFilt=fuego.select("T21").filterDate('2018-10-01','2018-10-31').
  filterBounds(aq)
4   .map(function(image){return image.clip(aq)})
5
6 var count=ee.Reducer.count()
7 var firesVis = {
8   min: 325.0,
9   max: 400.0,
10  palette: ['red', 'orange', 'yellow'],
11 };
12 var grafico=ui.Chart.image.doySeriesByYear(fuegoFilt,"T21",aq,count)
13 print (grafico)
14 Map.addLayer(aq)
15 Map.addLayer(fuegoFilt,firesVis, 'Fires')
16
17 //Export vector of burned areas to Google Drive
18 Export.table.toDrive({
19   collection: fuegoFilt,
20   description:'burned',
21   fileFormat: 'KML'
```

22 });

4.2. Exploración de una metodología de procesamiento en la nube para la obtención de datos SAR corregidos en el área de estudio.

Con el fin de analizar la respuesta SAR en los sitios quemados en La Población (ver Fig.3.4), se utilizaron imágenes Sentinel-1B de la Agencia Espacial Europea (ESA). Se trabajó con una colección de 31 imágenes Sentinel-1B sobre el área de interés, detalladas en la Fig. 4.1.

```
1 // Extracción de series temporales //
2 // Juan Doblás 25-08-2019 //
3 var data1='2018-04-13'
4 var data2='2019-04-20'
5 var colS1=ee.ImageCollection("COPERNICUS/S1_GRD")
6   .filterMetadata('instrumentMode','equals','IW')
7   .filterMetadata('orbitProperties_pass','equals','DESCENDING')
8   .filter(ee.Filter.listContains('transmitterReceiverPolarisation','VH')
9   )
9   .select('VH','angle')
10  .filterBounds(AOI)
11  .filterDate(data1,data2)
12  .map(maskEdge)
```

Se realizó una búsqueda bibliográfica reciente en detección de cambios en ambientes boscosos y forestales utilizando datos SAR y las posibles fuentes de cambios o alteraciones en la señal SAR no vinculados con perturbaciones o cambios bruscos en la vegetación [21, 22, 24, 23, 26, 38, 40, 35]. En general, se halló que la polarización VH muestra resultados superiores en la detección de cambios en la vegetación en comparación con la polarización VV, razón por la cual se trabajó sólo con la información emitida en la polarización cruzada. Esto es debido a que el mecanismo de dispersión dominante en ambientes boscosos es la dispersión por volumen. En áreas deforestadas o afectadas por fuego de alta severidad ocurren cambios en la estructura vegetativa, pasando de dispersión en volumen como mecanismo principal de dispersión a retrodispersión por superficie. Esto significa que la retrodispersión de la polarización cruzada disminuye. No obstante, hay excepciones cuando se genera un aumento de la rugosidad de la superficie y consecuentemente un incremento en los valores de retrodispersión:

- cuando quedan restos vegetales en la superficie luego de un evento de incendio o deforestación,
- cuando suelos son labrados,
- quedan troncos en pie.

La colección de imágenes utilizadas consiste en escenas procesadas a nivel 1 detección en rango de terreno (GRD), donde el coeficiente de retrodispersión (σ^0) se expresa en decibelios (dB) siguiendo la Ec. 4.1. Asimismo, GEE aplica los siguientes pasos en el preprocesamiento de los datos para derivar el coeficiente de retrodispersión en cada píxel:

4.2 EXPLORACIÓN DE UNA METODOLOGÍA DE PROCESAMIENTO EN LA NUBE PARA LA OBTENCIÓN DE DATOS SAR CORREGIDOS EN EL ÁREA DE ESTUDIO.

Fecha de adquisición	Nombre del producto
13/4/2018	00: S1B_IW_GRDH_1SDV_20180413T093820_20180413T093845_010463_013117_21C4
25/4/2018	01: S1B_IW_GRDH_1SDV_20180425T093821_20180425T093846_010638_0136A5_9370
7/5/2018	02: S1B_IW_GRDH_1SDV_20180507T093821_20180507T093846_010813_013C4E_8E69
19/5/2018	03: S1B_IW_GRDH_1SDV_20180519T093822_20180519T093847_010988_0141F3_F8D1
31/5/2018	04: S1B_IW_GRDH_1SDV_20180531T093823_20180531T093848_011163_0147A8_481F
12/6/2018	05: S1B_IW_GRDH_1SDV_20180612T093824_20180612T093849_011338_014D1D_D225
24/6/2018	06: S1B_IW_GRDH_1SDV_20180624T093824_20180624T093849_011513_015287_0413
6/7/2018	07: S1B_IW_GRDH_1SDV_20180706T093825_20180706T093850_011688_0157FE_7E68
18/7/2018	08: S1B_IW_GRDH_1SDV_20180718T093826_20180718T093851_011863_015D5F_33BF
30/7/2018	09: S1B_IW_GRDH_1SDV_20180730T093826_20180730T093851_012038_0162A5_DF04
11/8/2018	10: S1B_IW_GRDH_1SDV_20180811T093827_20180811T093852_012213_016808_7CB1
23/8/2018	11: S1B_IW_GRDH_1SDV_20180823T093828_20180823T093853_012388_016D6F_1800
4/9/2018	12: S1B_IW_GRDH_1SDV_20180904T093828_20180904T093853_012563_0172DF_F8EF
16/9/2018	13: S1B_IW_GRDH_1SDV_20180916T093829_20180916T093854_012738_017838_5973
28/9/2018	14: S1B_IW_GRDH_1SDV_20180928T093829_20180928T093854_012913_017D9A_00E8
10/10/2018	15: S1B_IW_GRDH_1SDV_20181010T093829_20181010T093854_013088_0182ED_55B4
22/10/2018	16: S1B_IW_GRDH_1SDV_20181022T093816_20181022T093841_013263_018855_3B2A
22/10/2018	17: S1B_IW_GRDH_1SDV_20181103T093829_20181103T093854_013438_018DD8_175A
15/11/2018	18: S1B_IW_GRDH_1SDV_20181115T093829_20181115T093854_013613_019348_83B9
27/11/2018	19: S1B_IW_GRDH_1SDV_20181127T093829_20181127T093854_013788_0198DD_B346
9/12/2018	20: S1B_IW_GRDH_1SDV_20181209T093828_20181209T093853_013963_019E8C_9031
21/12/2018	21: S1B_IW_GRDH_1SDV_20181221T093828_20181221T093853_014138_01A44A_5DD1
2/1/2019	22: S1B_IW_GRDH_1SDV_20190102T093827_20190102T093852_014313_01AA19_D223
14/1/2019	23: S1B_IW_GRDH_1SDV_20190114T093827_20190114T093852_014488_01AFB9_DEFC
26/1/2019	24: S1B_IW_GRDH_1SDV_20190126T093827_20190126T093852_014663_01B554_DE74
7/2/2019	25: S1B_IW_GRDH_1SDV_20190207T093826_20190207T093851_014838_01BB10_E653
19/2/2019	26: S1B_IW_GRDH_1SDV_20190219T093826_20190219T093851_015013_01C0D5_D957
3/3/2019	27: S1B_IW_GRDH_1SDV_20190303T093826_20190303T093851_015188_01C68D_2D14
15/3/2019	28: S1B_IW_GRDH_1SDV_20190315T093826_20190315T093851_015363_01CC41_2BAA
27/3/2019	29: S1B_IW_GRDH_1SDV_20190327T093826_20190327T093851_015538_01D204_A804
8/4/2019	30: S1B_IW_GRDH_1SDV_20190408T093827_20190408T093852_015713_01D7C4_OAB0
20/4/2019	31: S1B_IW_GRDH_1SDV_20190420T093827_20190420T093852_015888_01DD8E_6280

Figura 4.1: Días de imágenes utilizadas en este estudio, disponibles dentro de la plataforma GEE.

- Aplicar archivo de órbita: actualiza los metadatos de la órbita con un archivo de órbita restituído.
- Eliminación de ruido térmico y de borde GRD: elimina el ruido de baja intensidad y los datos no válidos en los bordes de la escena (rayas oscuras cerca de los bordes) para ayudar a reducir las discontinuidades entre las mismas. De esta manera, los bordes se mezclan perfectamente para formar una sola imagen contigua para cada polarización.
- Calibración radiométrica: calcula la intensidad de la retrodispersión utilizando los parámetros de calibración del sensor en los metadatos GRD.
- Corrección de terreno (ortorectificación): convierte los datos de la geometría del rango del terreno, que no tiene en cuenta el terreno, a (σ^0) utilizando el modelo de elevación digital SRTM de 30 metros. Finalmente, el coeficiente de retrodispersión, hasta entonces sin en unidad, se convierte en dB. Los valores se fijan entonces en el 1° y 99° percentil para preservar el rango dinámico de los valores anómalos y se cuantifican a 16 bits [22].

Estos pasos siguen las implementaciones de la caja de herramientas SNAP (Sentinel Application Platform), el software de procesamiento de imágenes de la constelación de los Sentinel puesto a disposición gratuitamente por la ESA.

$$\sigma^0(dB) = 10 * \log_{10}(VD) \quad (4.1)$$

Ecuación para la conversión a decibeles luego de la corrección por el terreno, realizada en la plataforma GEE, donde el σ^0 está expresada en dB.

A continuación en la Tabla 4.2 se presenta de manera resumida las características de los datos adquiridos.

Parámetros	Características
Frecuencia	5.405 GHz
Complemento de onda	Banda C (5.6 cm)
Modo de Imagen	Interferometric Wide (IW)
Producto	GRDH
Resolución Espacial	20 m (azimut) x 22 m (rango)
Tamaño de píxel	10 m
Modo de pasada	Descendiente
Ángulo de incidencia	31° a 46°
Polarizaciones	VV, VH
Bandas en GEE	VV, VH, Ángulo

Tabla 4.1: Características de los datos Sentinel-1B adquiridos.

Por tratarse de un área con variación en la elevación del terreno (ver Fig. 3.4), primero se realizó una conversión de los valores de las escenas siguiendo lo propuesto por Small et al 2011, Rodrigues et al. 2018 y Doblas et al. 2019, tomando como referencia la Ec. 4.2 que computa los valores del coeficiente de retrodispersión gamma nought (γ^0) a partir de sigma nought (σ^0) utilizando el ángulo de incidencia local (LIA, por sus siglas en inglés). Esta parte del código fue desarrollada por Felix Greifeneder y Guido Lemoine (EURAC RESEARCH).

```

1 //Computes gamma from sigma nought
2 var srtm=ee.Image('USGS/SRTMGL1_003') // Loads MDT
3 colS1=colS1.map(function(img){return img.addBands(getLIA(img).rename('LIA
4 '))}) // Computes Local Incidence Angle (LIA) band
5 var colS1=colS1.map(function(img){
6   var lia=img.select('LIA')
7   var vh_gamma0=img.select(1).subtract(lia.multiply(Math.PI/180.0).cos().
8     log10().multiply(10.0));
9   return img.addBands(vh_gamma0.rename('VHg0'));
10 })
11 var colS1g0=colS1.select(['VHg0'])
12
13 /// COMPUTE LOCAL INCIDENCE ANGLE    ///
14 /// by Felix Greifeneder, Guido Lemoine ///
15 function getLIA(img){
16   var sl_inc = img.select('angle');
17   var sl_azimuth = ee.Terrain.aspect(sl_inc)
18     .reduceRegion(ee.Reducer.mean(), sl_inc.get(
19     'system:footprint'), 100)
20     .get('aspect');
21   var azimuthEdge = getDESCCorners(img);
22   var trueAzimuth = azimuthEdge.get('azimuth') ; // This should be some
23     degree off the South direction (180), due to Earth rotation

```

4.2 EXPLORACIÓN DE UNA METODOLOGÍA DE PROCESAMIENTO EN LA NUBE PARA LA OBTENCIÓN DE DATOS SAR CORREGIDOS EN EL ÁREA DE ESTUDIO.

```
21 var rotationFromSouth = ee.Number(trueAzimuth).subtract(180.0)
22 s1_azimuth = ee.Number(s1_azimuth).add(rotationFromSouth)
23 var srtm_slope = ee.Terrain.slope(srtm).select('slope');
24 var srtm_aspect = ee.Terrain.aspect(srtm).select('aspect');
25 var slope_projected = srtm_slope.multiply(ee.Image.constant(trueAzimuth
26   ).subtract(90.0).subtract(srtm_aspect).multiply(Math.PI/180).cos());
27 var lia = s1_inc.subtract(ee.Image.constant(90).subtract(ee.Image.
28   constant(90).subtract(slope_projected))).abs();
29 return lia
30 }
31 // Calculate true azimuth direction for the near range image edge
32 function getDESCorners(f) {
33   // Get the coords as a transposed array
34   var coords = ee.Array(f.geometry().coordinates().get(0)).transpose();
35   var crdLons = ee.List(coords.toList().get(0));
36   var crdLats = ee.List(coords.toList().get(1));
37   var minLon = crdLons.sort().get(0);
38   var maxLon = crdLons.sort().get(-1);
39   var minLat = crdLats.sort().get(0);
40   var maxLat = crdLats.sort().get(-1);
41   var azimuth = ee.Number(crdLons.get(crdLats.indexOf(minLat))).subtract(
42     minLon)
43   .atan2(ee.Number(crdLats.get(crdLons.indexOf(minLon))).subtract(minLon)
44     )
45   .multiply(180.0/Math.PI)
46   .add(180.0); //this is based on the corner direction and flight
47   direction
48   return ee.Feature(ee.Geometry.LineString([crdLons.get(crdLats.indexOf(
49     maxLat)), maxLat,
50     minLon, crdLats.get(crdLons.indexOf(minLon))]), { 'azimuth': azimuth
51     }).copyProperties(f);
52 }
```

El procedimiento de conversión del coeficiente de retrodispersión en la nube, de σ^0 a γ^0 , se realizó a partir de la información de la banda 'ángulo' de los metadatos Sentinel-1B. Esta banda, contiene el ángulo de incidencia de visión aproximado en grados en cada punto. Para ello, consideró el relieve local utilizando un modelo de elevación del terreno (Shuttle Radar Topography Mission (SRTM) (res. espacial 30 m)) y la geometría de adquisición en cada píxel de la imagen.

$$\gamma^0 = \frac{\sigma^0}{\cos\theta_i} \quad (4.2)$$

En este estudio, los datos Sentinel-1B en la polarización VH dentro del período comprendido entre Abril/2018 y Abril/2019 fueron re escalados a valores digitales (adimensionales), siguiendo la Ec. 4.3 en lugar de utilizar los datos en base logarítmica. Se utilizó una parte del código especialmente para realizar este procedimiento y poder aplicar técnicas de filtrado a la colección de imágenes completa.

```
1 // Functions to convert from/to dB
2 function toNatural(img) {
3   return ee.Image(10.0).pow(img.divide(10.0)).copyProperties(img, ['system
4     :time_start', 'sliceNumber']);
5 }
6 function toDB(img) {
7   return ee.Image(img).log10().multiply(10.0).copyProperties(img, ['system
8     :time_start', 'sliceNumber']);
9 }
```

$$VD = 10^{\sigma^0(dB)/10} \quad (4.3)$$

Las imágenes se procesaron mediante la técnica de filtrado espacial con el objetivo reducir el efecto “sal y pimienta”, un tipo de ruido multiplicativo aleatorio inherente al proceso de adquisición de imágenes SAR. Idealmente, los filtros deben mantener aproximadamente la intensidad media de la retrodispersión de la imagen, pero deben reducir la varianza y preservar los bordes y la textura. Para ello, se consideraron dos filtros diferentes: el filtro adaptativo Frost y el filtro Quegan & Yu aplicados en una ventana de 5x5, en base al testeo y la revisión realizada por Doblás et al. 2019. El primero selecciona píxeles vecinos con características de dispersión similares, mientras que el segundo es un filtro lineal de medias adecuado para secuencias temporales de imágenes [66, 22, 24].

```

1 // Apply temporal filter
2 var colS1g0Nat=colS1g0.map(toNatural)
3 var S1ColQueganYuMedian_01=QueganYuFilterMedian(colS1g0Nat).map(toDB)
4 S1ColQueganYuMedian_01=renameCol(S1ColQueganYuMedian_01, "_tM5")
5
6 // Compute partial collection
7 var colS1g02=colS1g0.combine(S1ColQueganYuMedian_01)
8
9 // Apply spatial filter
10 var colS1g0Nat2=colS1g02.map(toNatural)
11 var colS1g0F9=colS1g0Nat2.map(FrostForMap1).map(toDB)
12 colS1g0F9=renameCol(colS1g0F9, "_sF5")
13
14
15 // Compute total collection
16 var colS1g03=colS1g02.combine(colS1g0F9)
17 print(colS1g03)
18
19 // Select ONE band
20 var band='VHg0_tM5_sF5'
21 var colFinal=colS1g03.select(band)
22 print("colFinal",colFinal)

```

Una vez preprocesados los datos SAR en la nube, se realizó un muestreo estratificado al azar sobre las imágenes. Se tomaron cincuenta (50) puntos de valores medios en un píxel de 10 m por cada una de las coberturas seleccionadas (*Monte, Arbustales y Matorrales y Pastizales*) en la ventana temporal comprendidas entre el 13-04-2018 al 20-04-2019. Estos datos contienen la información temporal de un año en valores de retrodispersión γ^0 - polarización VH.

```

1 //Extract time series on forest pixels
2 // Take some forest samples
3 var samples=sampling_image.stratifiedSample({
4   numPoints:50,
5   classBand:'class',
6   region:AOI,
7   seed:65, //arbitrary number
8   scale:generalScale,
9   classPoints:[50,0,0],
10  geometries:true
11 })
12 var n = colFinal.size(); // full
13 var list = colFinal.toList(n).map(function(i) {
14   // get data over regions
15   var data_fc = ee.Image(i).reduceRegions({

```

```

16   collection: samples,
17   reducer: ee.Reducer.first(),
18   scale: generalScale,
19   tileSize:4
20   });
21 });
22 var samples_band=ee.FeatureCollection(list).flatten().filter(ee.Filter.
    notNull(['first']))
23 Export.table.toDrive(samples_band,'pastizal_'+band)

```

Finalmente esta información se exportó de la plataforma del GEE un archivo separado por comas (.csv) que contiene las medias de los píxeles de cada polígono muestreado según tipo de vegetación, en un tiempo de 31 imágenes para Sentinel-1B (1 año).

4.3. Análisis de la estructura espacial de las muestras

Se utilizó R a través de RStudio para calcular el índice de Morán con el fin de evaluar la autocorrelación espacial de los datos muestreados. Esto es medir la correlación lineal entre los valores de una variable en una determinada posición con valores de la misma variable en otras posiciones en el espacio, con el fin de corroborar el muestreo estratificado al azar programado en la plataforma GEE.

```

1 var samples=sampling_image.stratifiedSample({
2   numPoints:50,
3   classBand:'class',
4   region:aq_monte,
5   seed:65, //arbitrary number
6   scale:generalScale,
7   classPoints:[50,0,0],
8   geometries:true
9 })

```

Para ello, se utilizaron los valores de retrodispersión VH_{γ} en las 50 posiciones tomadas al azar en GEE dentro del vector de la cicatriz de los distintos tipos de coberturas: *Monte*, *Arbustales* y *Matorrales* y *Pastizales*. Se definieron los vecindarios de cada sitio a aquellos contiguos ubicados hasta 20 m de distancia, mediante una red de conexión construida en base a la distancia euclídea.

Se realizó una prueba de hipótesis, donde la hipótesis nula (H_0) responde a la afirmación de que la configuración espacial se produce de manera aleatoria, y la alternativa H_a la configuración espacial no se produce de manera aleatoria [49].

Para el cálculo del nivel de significancia se utilizó el método de ajuste que incluye la corrección de **Bonferroni** en la que los valores p se multiplican por el número de comparaciones. Si el nivel de significancia es superior al p-valor, se rechaza la hipótesis nula y se acepta la alternativa. Por el contrario, si se comprueba la hipótesis nula se puede decir que la configuración espacial se produce de forma aleatoria.

Cabe aclarar que el Índice de Moran [47] ofrece una medida resumen de la intensidad de la autocorrelación de las muestras consideradas. Esta medida varía entre los valores -1 y +1; cuanto más cercano a 1 sea el indicador, mayor será el nivel de autocorrelación espacial. De esta manera, el índice otorga una indicación del patrón de relaciones en el espacio: si la configuración de las muestras es agrupada o dispersa.

4.4 DESCRIPCIÓN DE LA DINÁMICA ANUAL DE DISTINTOS TIPOS DE COBERTURAS VEGETALES MEDIANTE DATOS SAR COMPLEMENTANDO ESTA INFORMACIÓN CON DATOS ÓPTICOS Y AMBIENTALES.

Finalmente se graficaron los *Moran Scatter Plots* para evaluar la presencia de clusters y outliers.

4.4. Descripción de la dinámica anual de distintos tipos de coberturas vegetales mediante datos SAR complementando esta información con datos ópticos y ambientales.

El muestreo estratificado al azar de 50 puntos por tipo de cubierta permitió coleccionar la información necesaria a nivel de píxel (10 m), generando un volumen de datos de 150 series temporales. En principio se graficaron estos valores, las series crudas extraídas de GEE, para conocer la respuesta del SAR y analizarla.

Luego, se graficaron los valores medios del coeficiente de retrodispersión VH equiespaciados 12 días. Otras variables se consideraron en el análisis como explicativas para respaldar la información SAR: precipitaciones, humedad de suelo e índices de vegetación.

Respecto de la información ambiental utilizada para comprender la respuesta del SAR, el conjunto de datos utilizados fue extraído de GEE en una ventana temporal comprendida entre el 13-04-2018 al 08-04-2019. Por un lado, se trata de los valores medios diarios de precipitación (ml/día) obtenidos por "CHIRPS Daily: Climate Hazards Group InfraRed Precipitation With Station Data", cuya resolución espacial es de $0.05^\circ (\cong 5km)$ [?].

```
1  ////
2  //Selecting Image Collection of daily precipitation
3  var chirps = ee.ImageCollection("UCSB-CHG/CHIRPS/DAILY");
4
5  var precip = chirps
6    .filterDate('2018-04-13', '2019-04-20');
7
8  var count = precip.size();
9
10 // Print the filtered precipitation ImageCollection.
11 print('precipitation series:', precip);
12
13 var getDatePrecip = function(image) {
14   // weather station place: Valle de la Pascua
15   var p = ee.FeatureCollection(table);
16
17   // Reducing region and getting value
18   var value = ee.Image(image)
19     .reduceRegion(ee.Reducer.mean(), p).get('precipitation');
20
21   var time = ee.Image(image).get('system:time_start');
22
23   // Return the time as a Date
24   var precipit_list = ee.Date(time)
25     .format()
26     .slice(0,10)
27     .split('-')
28     .add(value);
29
30   return precipit_list;
31 };
```

4.4 DESCRIPCIÓN DE LA DINÁMICA ANUAL DE DISTINTOS TIPOS DE COBERTURAS VEGETALES MEDIANTE DATOS SAR COMPLEMENTANDO ESTA INFORMACIÓN CON DATOS ÓPTICOS Y AMBIENTALES.

```
32
33 var precipit_list = precipit.toList(count).map(getDatePrecip);
34
35 print(precipit_list);
```

Por otro lado, se utilizaron datos globales de humedad del suelo del sensor SMAP de NASA-USDA, con una resolución espacial de $\cong 10km$. Este conjunto de datos obtenidos a partir de microondas en banda L, incluyen humedad superficial del suelo (mm) obtenidos cada tres días [67]. Los días de pasada del sensor SMAP coincidieron con los datos SAR. Los datos de humedad de suelo para este análisis fueron solamente considerados como una referencia, asumiendo la baja penetrabilidad de la banda C en el dosel.

```
1 var data1='2018-04-13'
2 var data2='2019-04-20'
3
4 Map.addLayer(cicatriz)
5 // 1- Creates S1 global collection
6 var col=ee.ImageCollection("NASA_USDA/HSL/SMAP_soil_moisture")
7   .select('ssm')
8   .filterBounds(cicatriz)
9   .filterDate(data1,data2)
10  .map(function(image){return image.clip(cicatriz)}) ;
11
12 var chart= ui.Chart.image.series(col,geometry,ee.Reducer.mean()).
13   setOptions({
14     title: 'Media humedad del suelo en el area quemada',
15     hAxis: {title: 'cada 3 dias'},
16     vAxis: {title: 'mm'},
17     lineWidth: 1,
18     pointSize: 3
19 });
20 print(chart);
```

Para mejorar la comprensión de la respuesta SAR ante los cambios de la cubierta vegetal y visualizar la dinámica fenológica del área de interés, se utilizaron índices de vegetación provenientes de sensores ópticos: NDVI y NBR (ver 4.4). Para ello, se utilizó una colección de 298 imágenes Sentinel-2B (ESA) sobre las cuales se calculó la media sobre el total del polígono del área quemada en una ventana temporal entre Abril/2016 - Abril/2019. La ausencia de datos en las series referidas se debe a la presencia de nubes en la escena superior al 10% de cobertura en un píxel.

Por otra parte, se realizó un muestreo estratificado al azar de 50 puntos por tipo de cobertura vegetal y se calcularon los mismos índices verdes para tener mayor precisión de la información en cada una de las categorías del Bosque Serrano. Esto permitió obtener información sobre el comportamiento en el tiempo de la biomasa fotosintéticamente activa y las áreas quemadas en los polígonos de la cicatriz por tipo cobertura. Para la construcción de los mosaicos multitemporales sobre los cuales se calcularon los índices en GEE, se fijó una ventana entre Abril/2018 - Abril/2019 y se utilizó una colección de 148 imágenes Sentinel-2B. Sobre este muestreo, se calculó la media de las 50 series por instante de tiempo y se graficó junto a las otras variables explicativas.

A continuación se describen los códigos utilizados para obtener el muestreo al azar por tipo de cobertura:

- Cómputo del Índice Verde NDVI

4.4 DESCRIPCIÓN DE LA DINÁMICA ANUAL DE DISTINTOS TIPOS DE COBERTURAS VEGETALES MEDIANTE DATOS SAR COMPLEMENTANDO ESTA INFORMACIÓN CON DATOS ÓPTICOS Y AMBIENTALES.

Índice Espectral	Fórmula	Bandas Sentinel-2
Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)	$(\text{NIR-RED})/(\text{NIR+RED})$	$(\text{B8-B4})/(\text{B8+B4})$
Normalized Burn Ratio(NBR)	$(\text{NIR-SWIR})/(\text{NIR+SWIR})$	$(\text{B8a-B12})/(\text{B8a+B12})$

Tabla 4.2: Índices espectrales calculados y bandas espectrales Sentinel-2 utilizadas

```

1 var aq_monte= ee.FeatureCollection("users/cynthiaggaray/aq_monte")
  // Defino de area de interes
2 var generalScale=10 // Tamano de pixel
3 var data1='2016-04-13'
4 var data2='2019-04-20'
5
6 Map.addLayer(sampling_image, {}, "aq_monte")
7 Map.centerObject(aq_monte, 10)
8
9
10 ///Image Collection
11 var fromBandNames = ['QA60', 'B1', 'B2', 'B3', 'B4', 'B5', 'B6', 'B7', 'B8',
  'B8A', 'B9', 'B11', 'B12'];
12 var toBandNames = ['QA60', 'cb', 'blue', 'green', 'red', 're1', 're2',
  're3', 'nir', 'nir2', 'waterVapor', 'swirl1', 'swir2'];
13 //
14 var S2 = ee.ImageCollection('COPERNICUS/S2')
15 .filterDate(data1, data2)
16 .filterBounds(aq_monte)
17 .select(fromBandNames, toBandNames)
18
19 // Function to mask cloud from built-in quality band
20 // information on cloud
21 var maskcloud1 = function(image) {
22 var QA60 = image.select(['QA60']);
23 return image.updateMask(QA60.lt(1));
24 };
25
26
27 // Function to calculate and add an NDVI band
28 var addNDVI = function(image) {
29 return image.addBands(image.normalizedDifference(['nir', 'red']).
  rename('NDVI'));
30
31 // Add NDVI band to image collection
32 var S2 = S2.map(addNDVI);
33 var colFinal=S2.select(['NDVI'])
34 print ("colFinal", colFinal)
35
36 var NDVImed = colFinal.median(); //I just changed the name of this
  variable ;
37
38 var samples=sampling_image.stratifiedSample({
39 numPoints:50,
40 classBand:'class',
41 region:aq_monte,
42 seed:65, //arbitrary number

```


4.4 DESCRIPCIÓN DE LA DINÁMICA ANUAL DE DISTINTOS TIPOS DE COBERTURAS VEGETALES MEDIANTE DATOS SAR COMPLEMENTANDO ESTA INFORMACIÓN CON DATOS ÓPTICOS Y AMBIENTALES.

```
43   scale:generalScale,
44   classPoints:[50,0,0],
45   geometries:true
46   })
47
48 // Create a chart.
49 var chart = ui.Chart.image.series({
50   imageCollection: S2.select('NDVI'),
51   region: samples,
52   reducer: ee.Reducer.mean(),
53   scale: 30})
54   .setOptions({
55     title: 'NDVI CICATRIZ_La Poblacion 2016/2019',
56     hAxis: {title: 'Tiempo'},
57     vAxis: {title: 'NDVI_valor'},
58     color: 'green',
59   })
60 // Display the chart in the console.
61 print(chart);
```

■ Cómputo del Índice NBR

```
1 var aq_monte= ee.FeatureCollection("users/cynthiagaray/aq_MONTE")
  //Definicion de area de interes
2 var generalScale=10 // Tamano do pixel S1
3 var data1='2016-04-13'
4 var data2='2019-04-20'
5
6 Map.addLayer(sampling_image, {}, "Areas arbustales quemadas")
7 Map.centerObject(aq_monte, 10)
8
9 ///Image Collection
10 var fromBandNames = ['QA60', 'B1', 'B2', 'B3', 'B4', 'B5', 'B6', 'B7', 'B8',
  'B8A', 'B9', 'B11', 'B12'];
11 var toBandNames = ['QA60', 'cb', 'blue', 'green', 'red', 're1', 're2',
  're3', 'nir', 'nir2', 'waterVapor', 'swirl1', 'swir2'];
12 //
13 var S2 = ee.ImageCollection('COPERNICUS/S2')
14 .filterDate(data1, data2)
15 .filterBounds(aq_monte)
16 .select(fromBandNames, toBandNames)
17
18 // Function to mask cloud from built-in quality band
19 // information on cloud
20 var maskcloud1 = function(image) {
21   var QA60 = image.select(['QA60']);
22   return image.updateMask(QA60.lt(1)); //
23 };
24
25 // Function to calculate and add an NBR band
26 var addNBR = function(image) {
27   return image.addBands(image.normalizedDifference(['nir2', 'swir2']).
    rename('NBR'));
28 };
29 // Add NBR band to image collection
30 var S2 = S2.map(addNBR);
31 var colFinal=S2.select(['NBR'])
32 print ("colFinal", colFinal)
33
34 var NBRmed = colFinal.median(); //I just changed the name of this
  variable ;)
```

```
35
36 var samples=sampling_image.stratifiedSample({
37   numPoints:50,
38   classBand:'class',
39   region:aq_monte,
40   seed:65, //arbitrary number
41   scale:generalScale,
42   classPoints:[50,0,0],
43   geometries:true
44 })
45
46 Export.table.toDrive(samples,'samples_monte_NBR')
47
48 // Create a chart.
49
50 var chart = ui.Chart.image.series({
51   imageCollection: S2.select('NBR'),
52   region: samples,
53   reducer: ee.Reducer.mean(),
54   scale: 30})
55   .setOptions({
56     title: 'NBR CICATRIZ_La Poblacion 2016/2019',
57     hAxis: {title: 'Tiempo'},
58     vAxis: {title: 'NBR_valor'},
59
60   })
61
62 // Display the chart in the console.
63 print(chart);
```

4.5. Pre y post fuego de las coberturas vegetales con datos SAR

Se estudió la respuesta del SAR con los datos corregidos por filtros y ángulo de incidencia para analizar si podían o no detectar los cambios en las fisonomías vegetales luego de un incendio, el día 10/10/2018.

Como primer paso, se realizaron boxplots de los valores medios de los 50 datos SAR muestreados (retrodispersión γ) una fecha -o pasada del sensor- antes y después del incendio para las tres coberturas vegetales con el fin de conocer su comportamiento. Se calcularon las medidas resumen por tipo de cobertura.

Para ello, se decidió dividir el conjunto de datos (ver Fig. 4.1 tres meses antes y tres meses después de la fecha en que se registró el incendio).

Se graficaron el pre y pos fuego los valores de la media, mediana, desvío estándar y el coeficiente de variación de la variable respuesta (γ dB) para los tres tipos de fisonomías bajo estudio. Estos resultados fueron calculados a partir del muestreo aleatorio estratificado a nivel de píxel y para una misma fecha, tal como se describe anteriormente. Luego se analizaron los resultados y se compararon los valores de retrodispersión VH en el tiempo de las diferentes coberturas con el fin de describir su dinámica y encontrar posibles respuestas diferenciales entre ellos.

4.6. Análisis de separabilidad de las cubiertas vegetales

Se trabajó con los valores medios de las series temporales de las distintas clases de coberturas en un tiempo de un año (31 imágenes Sentinel-1B) que alimentaron las funciones del coeficiente de correlación temporal $CorT$ y el índice de Disimilitud D propuesto por Chouakria & Nagabhushan et al. 2007 y aplicadas en RStudio por Rodriguez Astrain et al. 2017. Estas funciones aplicadas entre las distintas series temporales tienen en cuenta tanto el comportamiento o comovimiento de las mismas, así como también los valores de las medidas de proximidad convencionales.

Se utilizó la distancia euclídea como medida de distancia entre series 4.4. Esta media es un parámetro para conocer si es posible separar las diferentes coberturas vegetales, siendo mas diferenciables aquellas que presentan mayor distancia. Este valor oscila entre 0 y 1.

$$\delta_E(S_1, S_2) = \left(\sum_{i=1}^n (u_i - v_i)^2 \right)^{1/2} \quad (4.4)$$

donde S_1, S_2 son dos series temporales de valores n observados en los instantes de tiempo t_1, \dots, t_n

Por su parte, el coeficiente de correlación temporal ($CorT$) se utilizó para conocer la similitud (o no) de las variaciones en el tiempo entre las series evaluadas 4.5. Este coeficiente compara entre pares de series y mientras menor sea el valor de salida en esa comparación, más diferenciables serán las mismas.

$$CorT(S_1, S_2) = \frac{\sum_{i=1}^{p-1} (u - u_{i+1})(v_i - v_{i+1})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{p-1} (u - u_{i+1})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^{p-1} (v_i - v_{i+1})^2}} \quad (4.5)$$

El Índice de Disimilitud D se utilizó para calcular la disimilitud conjunta entre series de distintas coberturas, considerando las distancias entre elementos en una misma posición (o instante de tiempo) en los vectores y las variaciones temporales de las series. Con $k=1$, estos factores contribuyen a D en un 46,2% y 53,7% respectivamente. Según este indicador, mientras mayor sea el valor de D entre un par de clases, más diferenciables son las mismas.

$$D(S_1, S_2) = f(CorT(S_1, S_2) \delta_E(S_1, S_2)) \quad (4.6)$$

donde f es la función de tuning adaptiva exponencial dada por $f(x) = 2/(1 + \exp(k \cdot x))$, k es un valor entero fijo mayor igual a cero, δ_E es la distancia euclídea y $CorT$ es el coeficiente de correlación temporal para medir proximidad con respecto a comportamiento, definida en la Ec. 4.5 .

Finalmente, se realizaron pruebas de normalidad, mediante el test Shapiro-Wilk sobre los valores de las medias y medianas de todas las coberturas vegetales en estudio. Se eligió un nivel de significancia $\alpha = 0,05$. El test de Shapiro-Wilks plantea en la hipótesis nula que la muestra proviene de una distribución normal, y una hipótesis alternativa que sostiene que la distribución no es normal.

Entonces tenemos:

- H_0 : La distribución es normal
- H_1 : La distribución no es normal

Esta prueba se realizó para poder aplicar un Análisis Multivariado Discriminante entre las coberturas monte, arbustales y pastizales con el fin de clasificar a las muestras de coberturas en grupos lo más homogéneos posible en base a las variables: media, mediana, coeficiente de variación y desvío estándar de los valores de retrodispersión en dB. Para ello, al conjunto de datos total se le restaron los datos de:

- la pasada anterior a la fecha del incendio: 2018-09-28
- el día en que se registró el incendio: 2018-10-10
- la pasada posterior al incendio: 2018-10-22

4.7. Softwares utilizados

Para el procesamiento de datos SAR se utilizaron softwares gratuitos, de código abierto y multiplataforma: QGIS, GEE y R a través de RStudio. QGIS es un software de sistema de información geográfica de código abierto que permite ver, editar, procesar y analizar datos georreferenciados, ya sean vectores o matrices, y la creación de mapas en diferentes proyecciones. Por su parte, Google Earth Engine es una plataforma informática que combina catálogos imágenes satelitales, datos geoespaciales y capacidades de análisis de escala planetaria y escala de petabytes. RStudio es uno de los entornos más populares para crear aplicaciones en el lenguaje de programación R; dispone de una gran comunidad de desarrolladores que proporcionan multitud de librerías que añaden múltiples funcionalidades útiles. Finalmente, para la realización del análisis multivariado de los datos, se procedió a utilizar InfoStat [53]

5.1. Vegetación del Bosque Serrano incendiada

Los focos de calor ocurridos en el área de estudio durante Octubre del 2018 y mapeados sobre la cicatriz en La Población, San Javier (Fig. 5.1) permitieron establecer como día que ocurrió el incendio el 10-10-2018. Esta información fue respaldada con revisión de medios locales y fue clave a la hora de estudiar el pre y post fuego.

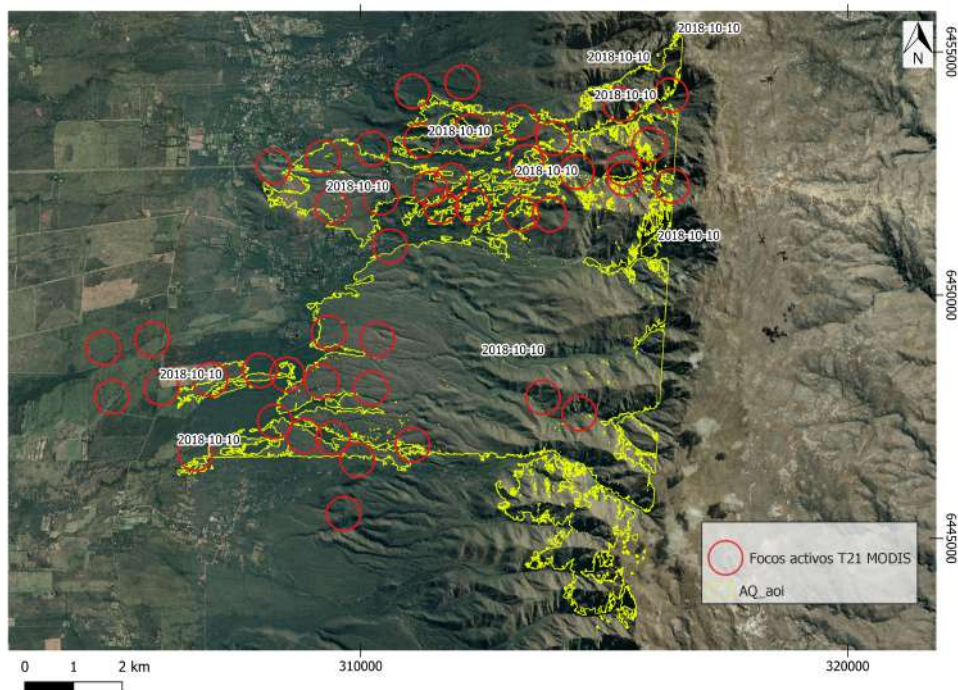


Figura 5.1: Focos de calor MODIS en el incendio de La Población, San Javier, Córdoba detectados el día 10-10-2018

Del análisis vectorial de la cicatriz del incendio, en primer lugar se destaca la magnitud de

5.2 PROCESAMIENTO EN LA NUBE PARA LA OBTENCIÓN DE DATOS SAR CORREGIDOS EN EL ÁREA DE ESTUDIO.

la extensión territorial del área quemada, alcanzando 4.681 ha totales sobre una parte de la vegetación del *Bosque Serrano de la provincia de Córdoba* (Fig. 5.2).

Tomando como referencia el mapa de coberturas vegetales y el área quemada, se pudo conocer que:

- 2201 ha son *pastizales* quemados,
- 1740 ha pertenecen a la cobertura *monte*,
- 738 ha son *arbustales y matorrales* afectados por fuego.

El mapa de cubiertas vegetales de la provincia de Córdoba fue oportuno para poder realizar este trabajo debido a la falta de tiempo para realizar una clasificación supervisada propia, pero dada su baja resolución espacial se plantea para el futuro trabajar con mapas de mayor resolución y con información validada in situ [46]. Es importante aclarar que en este mapa no se hace diferenciación de la vegetación nativa y exótica.

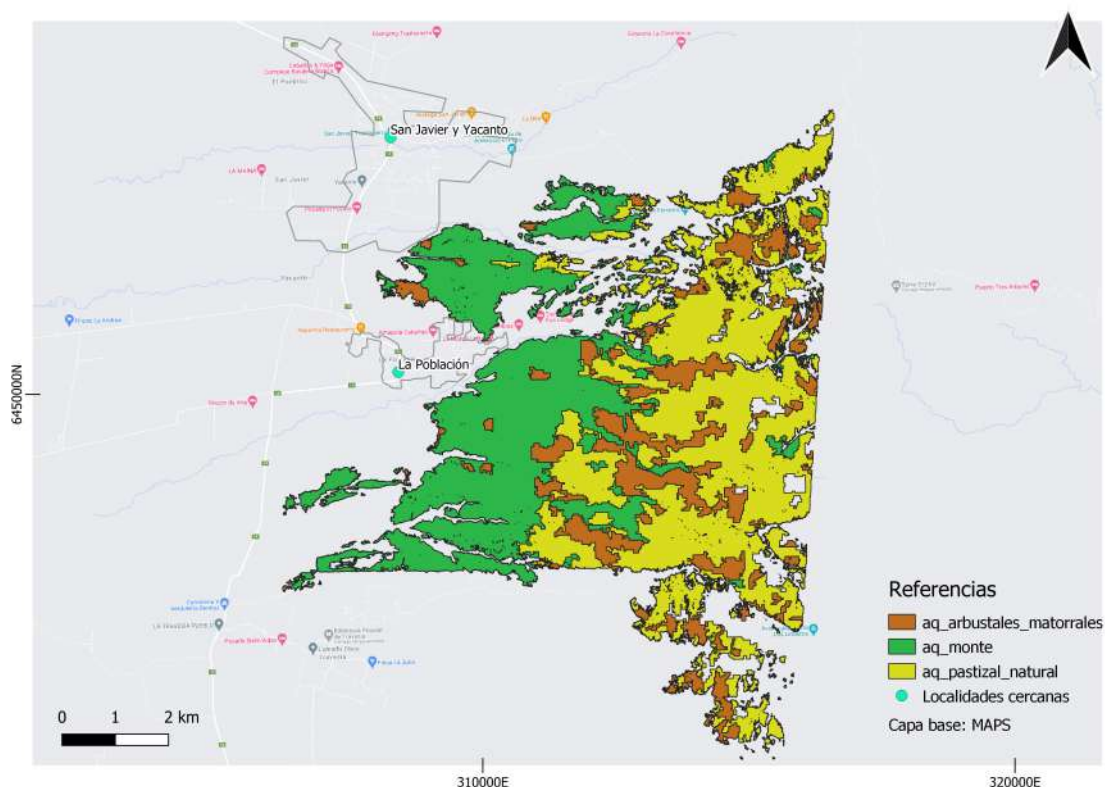


Figura 5.2: Tipos de coberturas vegetales afectadas en el incendio de La Población, San Javier, Córdoba.

5.2. Procesamiento en la nube para la obtención de datos SAR corregidos en el área de estudio.

La plataforma GEE demostró ser eficiente en la adquisición, el preprocesamiento y el tratamiento de datos de teledetección por radar teniendo en cuenta que estos datos requieren una gran capacidad de procesamiento. La realización de este trabajo fue factible, en parte, debido a que las tareas de calibración fueron realizadas en la nube lo cual permitió agilizar

5.2 PROCESAMIENTO EN LA NUBE PARA LA OBTENCIÓN DE DATOS SAR CORREGIDOS EN EL ÁREA DE ESTUDIO.

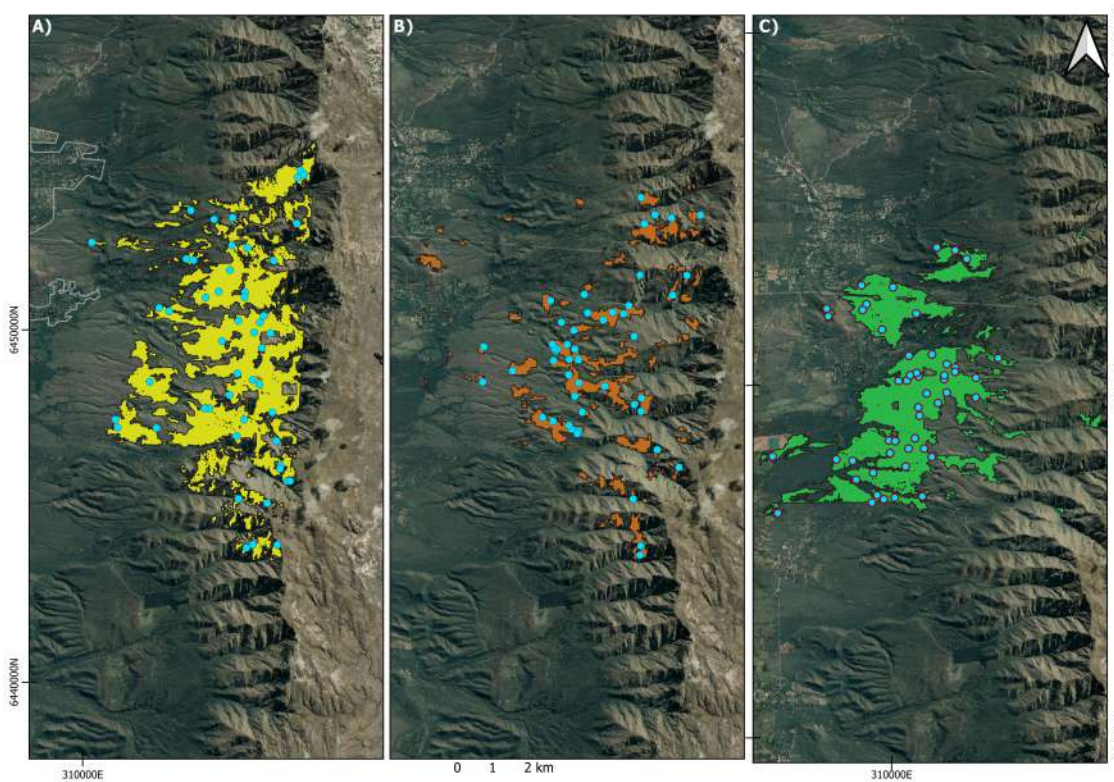


Figura 5.3: Muestreo estratificado al azar realizado en la nube sobre los polígonos de las coberturas quemadas. A) Pastizal, B) Arbustal y Matorral, C) Monte. En color cian los puntos donde se tomaron las muestras en la nube.

los tiempos y recursos computacionales. En la Fig.5.3 pueden verse la geolocalización de los puntos donde fueron colectadas las 150 muestras temporales en la vegetación.

Mediante la adaptación de un algoritmo -codificado en GEE- que calibró las imágenes por su ángulo de incidencia local en la nube, se lograron obtener datos de retrodispersión de la vegetación en valores dB gamma nouhgt (γ_0). Esta decisión fue tomada en base a la revisión bibliográfica sobre la aplicación de datos SAR en áreas con pendiente. Asimismo, se utilizaron de manera cuidadosa la combinación de filtros espaciales y temporales [22, 23, 66].

Del análisis visual de la respuesta SAR se observaron los efectos de la dispersión en volumen propia de los ambientes boscosos. Tal como se mencionada en el Cap. 2, se observan valores más altos de dB en el pre fuego, dada la orientación aleatoria de los múltiples dispersores de la copa de los árboles conducen a que la señal del SAR aumente [24] (Fig. 5.4). Por el contrario, si estos dispersores son removidos por acción del fuego y las ondas penetran a nivel del suelo o a una mayor profundidad, la naturaleza del retorno cambiará de la dispersión en volumen a una mezcla compleja de dispersión en superficie y doble rebote, quizás con una componente de dispersión en volumen aumentando así los valores de la señal de retorno (considerando el modelo teórico, Fig. 2.4).

Por su parte, la constante dieléctrica en esta última situación es un factor clave a considerar ya que también genera aumentos en el retorno de la onda, por lo que fue necesario revisar las series temporales de precipitaciones y humedad del suelo para poder comprender la dinámica temporal.

La composición de la retrodispersión entonces depende de la rugosidad de la superficie, la pendiente de la superficie, la humedad del suelo, residuos de la superficie y cualquier vegetación remanente [24]. Se esperaba una caída significativa en la retrodispersión del VH

5.2 PROCESAMIENTO EN LA NUBE PARA LA OBTENCIÓN DE DATOS SAR CORREGIDOS EN EL ÁREA DE ESTUDIO.

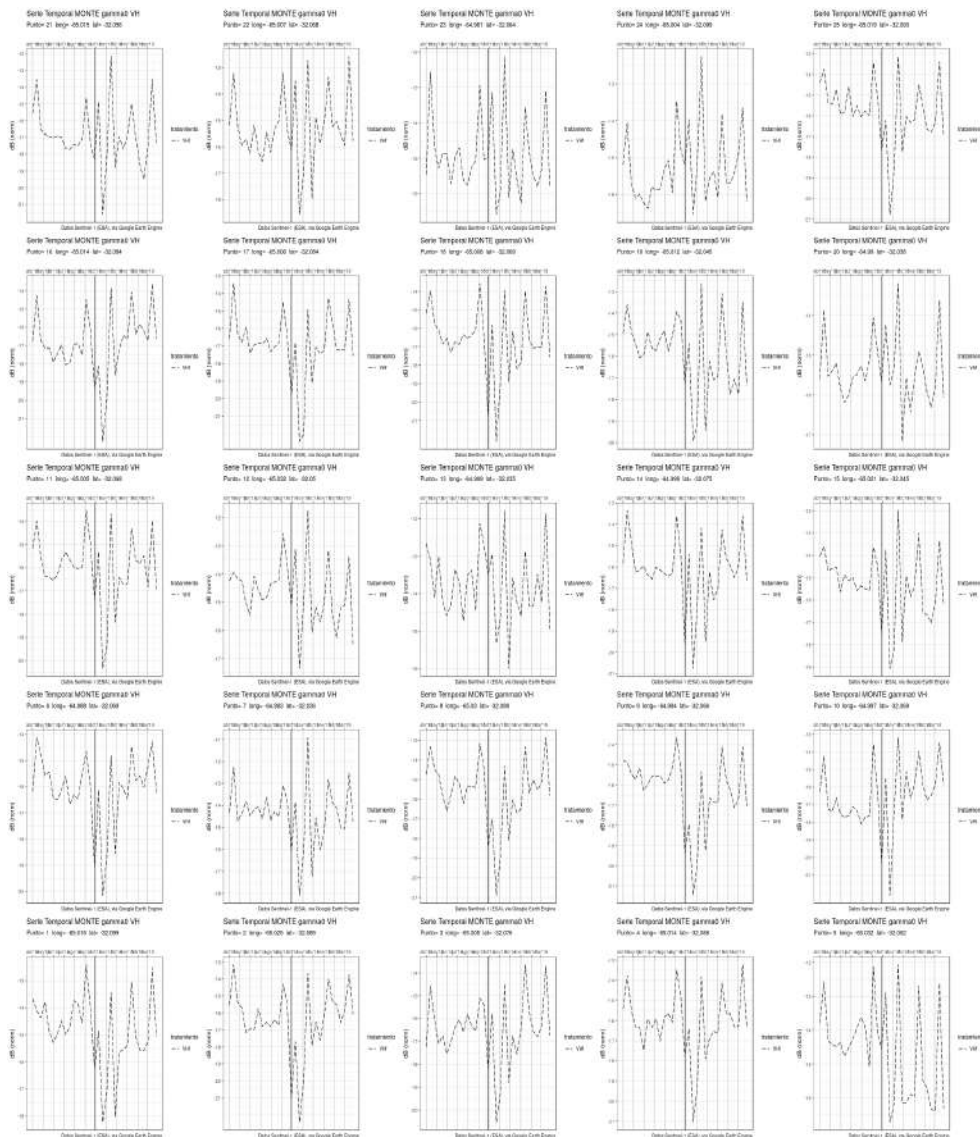


Figura 5.4: Ejemplos del muestreo punto a punto de las series temporales para la cobertura *Monte*. En línea punteada se observan los valores medios de retrodispersión γ^0 en el tiempo. La línea vertical de cada gráfico representa el día del incendio (10-10-2018).

luego de un evento de fuego que puede ser observada. La interacción de la banda C con el dosel de la vegetación parece estar relacionada con el crecimiento del Bosque Serrano. El coeficiente de retrodispersión medio en la región estudiada osciló entre $-19,51$ dB y $-15,10$ dB.

Los resultados que se presentan a continuación son el estudio temporal de una serie de un año, desde el 13 de abril del año 2018 al 20 de abril del 2019, en polarización VH γ^0 para “monte”, “arbustales y matorrales” y “pastizales”. A la colección de imágenes se le aplicó el filtro de Frost (filtraje espacial para disminuir el efecto ‘sal y pimienta’) y el filtro temporal de medias desarrollado por Quegan Yu et al. 2001.

Luego, a los fines prácticos de visualización se graficaron las 50 líneas temporales en una misma figura los datos “crudos” extraídos de la variable VH gamma filtrado donde cada línea punteada en diferentes colores representa los valores medios de las 50 muestras tomadas por instante de tiempo. En línea punteada en la vertical se señala el momento en que es registrado el incendio por el sensor MODIS e informes de la prensa local.

En general, se observó una mayor dispersión de los datos en pastizales, luego arbustales y

5.2 PROCESAMIENTO EN LA NUBE PARA LA OBTENCIÓN DE DATOS SAR CORREGIDOS EN EL ÁREA DE ESTUDIO.

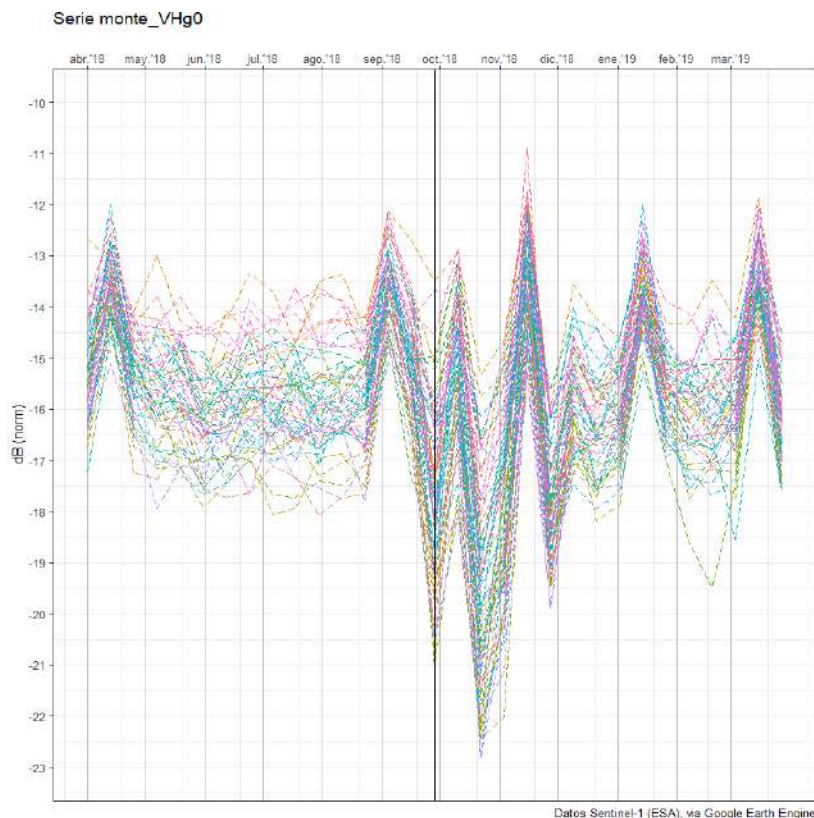


Figura 5.5: Valores de retrodispersión γ^0 en el tiempo para la cobertura *monte* en la cicatriz de incendio La Población.

monte. En todos los gráficos de las series Fig. 5.5, 5.6 y 5.7 se observa una caída de los valores de retrodispersión al momento en que se registró el incendio. Asimismo, esta caída de los valores VH es mayor en la cobertura Monte que en los otros dos tratamientos. También puede verse un aumento de dB inmediatamente posterior (en la pasada siguiente del sensor) que podría deberse a restos vegetales y troncos en pie que actúan como dispersores doble-rebote y/o a un aumento en la exposición del suelo.

A continuación, se resumen los principales resultados por tipo de vegetación:

■ Monte

Los valores de retrodispersión de esta cobertura muestran un rango mínimo-máximo de $-19,51$ a $-13,24$ dB, con una media de $-15,72$ dB para las polarizaciones VH. Durante los meses de Mayo a Agosto, se observa una mayor dispersión de los datos que podría relacionarse a la vegetación caducifolia nativa. Mientras la vegetación crece genera una capa dosel más homogénea. Mientras que cuando pierde sus hojas en el invierno, hay mayor dispersión de los datos dada la interacción con los múltiples dispersores (ramas y/o troncos).

■ Arbustales y Matorrales

Por su parte, tiene una media de $-17,09$ dB y el rango mínimo-máximo oscila entre los mismos valores de la cobertura Monte. En el pre fuego parece haber dos tipos de vegetación, una con mayor coincidencia a la del monte y otra con valores más negativos. Luego del incendio, demuestran mayor homogeneidad en el crecimiento, pero aún así ésta tiene mayor variabilidad en el muestreo. Esto puede deberse a la

5.2 PROCESAMIENTO EN LA NUBE PARA LA OBTENCIÓN DE DATOS SAR CORREGIDOS EN EL ÁREA DE ESTUDIO.

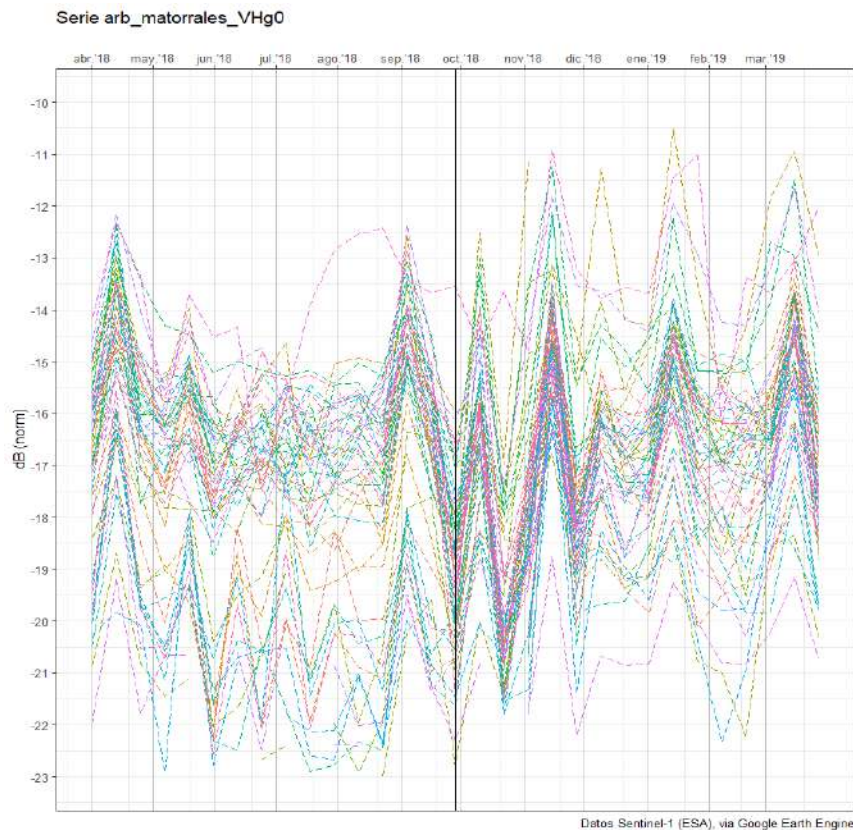


Figura 5.6: Valores de retrodispersión γ^0 en el tiempo para los arbustales y matorrales en la cicatriz de incendio La Población.

gran diversidad de fisonomías vegetales incluidas en la misma categoría y/o la falta de validación del mapa con datos in situ.

■ Pastizal natural

Los valores de retrodispersión de la serie tiene una media igual a $-17,18$ dB y se observa que el rango de los datos presenta una gran amplitud en comparación con los tipos anteriores, $-19,30$ a $-15,10$ dB. Esto puede relacionarse con la mayor presencia de afloramientos rocosos en superficie y/o a la humedad del suelo, la propia dinámica fenológica de la clase y su composición florística.

En el Cap. 3 pudo observarse que el fuego es un fenómeno recurrente en el paisaje estudiado. Sin embargo, descripciones clásicas atribuyen los límites de distribución del Bosque Serrano a factores mesoclimáticos asociados a la topografía del lugar [63]. Sin embargo el efecto combinado del fuego, la exposición de ladera y la posición topográfica de la vegetación y los suelos afectan las zonas de transición entre bosques y pastizales en las montañas de Córdoba. No obstante, otros factores como la historia de uso y herbivoría, también estarían condicionando la recuperación post-fuego de estos sistemas [18, 64].

Se acuerda con Cavallero et al. 2018 en que es necesario incrementar la difusión de la problemática de los incendios, desarrollando estrategias específicas de prevención y mitigación en sitios con incendios recurrentes (Fig. 3.3) [4]. Para ello, se sugiere implementar de acciones concretas tales como sistemas de alerta temprana para la zona. Recordemos que la mesa de incendios del Valle de Traslasierra desde el año 2018 llama a contemplar la situación de emergencia ambiental de los territorios de La Población, La Travesía, Villa de las Rosas y San Javier debido al deterioro ambiental por la alta frecuencia de incendios.

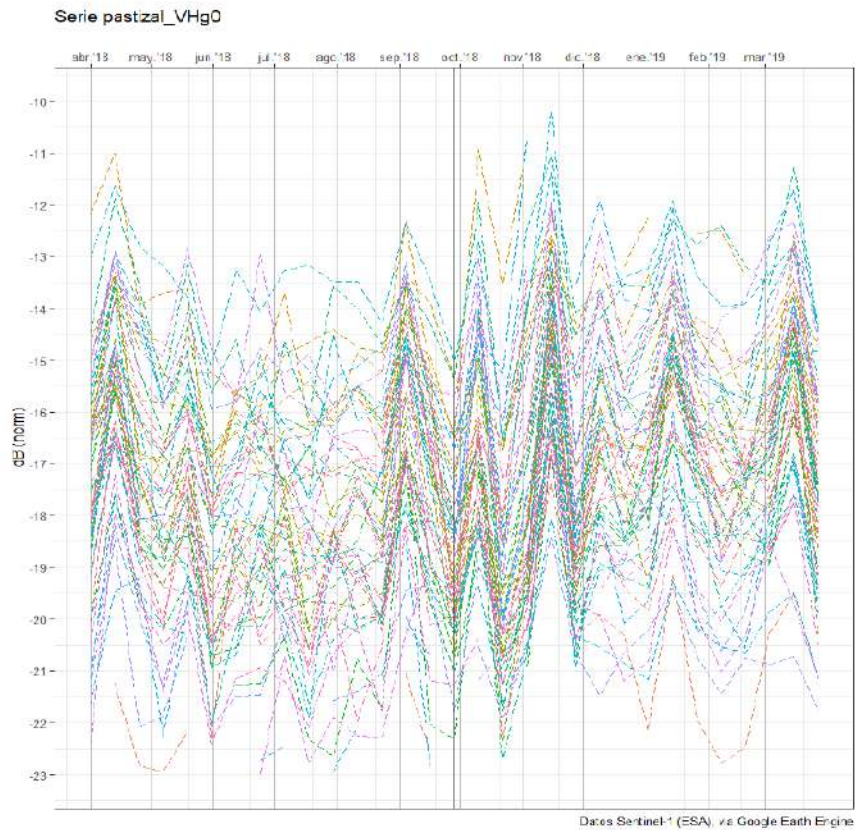


Figura 5.7: Valores de retrodispersión γ^0 en el tiempo para los pastizales naturales en la cicatriz de incendio La Población.

5.3. Análisis de autocorrelación espacial de las muestras

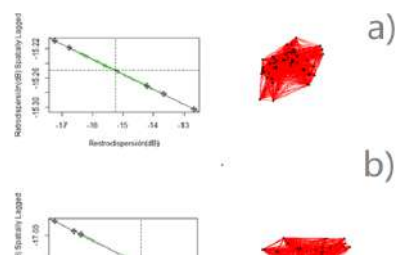
Se utilizó R a través de RStudio para calcular el índice de Moran con el fin de medir la autocorrelación espacial de los datos muestreados con sus vecinos, con el fin de corroborar el muestreo estratificado al azar programado en GEE y poder tomar las muestras como unidades espaciales independientes.

El Índice de Moran local arrojó como resultado -0.020408 . Recordemos que ésta es una medida de intensidad de la autocorrelación de las muestras consideradas. En base a este resultados podemos decir que las muestras se encuentran levemente correlacionadas de manera negativa y que su distribución espacial es dispersa.

Monte	ArbustalesyMatorrales	Pastizales
p-value = 0.6813	p-value = 0.4024	p-value = 0.8486

Tabla 5.1: Pruebas de significancia para el Índice de Moran

Mediante el cálculo del índice de Moran se permitió dar respaldo al muestreo estratificado al azar, evaluando el nivel de autocorrelación espacial de las cincuenta muestras tomadas por tipo de tratamiento. El p valor en los diferentes tratamientos estudiados es mayor al



nivel de significancia tal como puede verse en la Tabla 5.1. Por lo tanto, no se encontró evidencia significativa para rechazar la hipótesis nula, que establece que la configuración espacial de las muestras tomadas para cada tipo de cobertura se produce de manera aleatoria y o se encuentran dispersas en el espacio. En otras palabras, la variable tiende a asumir valores que no son similares en unidades geográficamente cercanas.

Se obtuvo el Moran Scatterplot para las muestras de las coberturas vegetales estudiadas que pueden observarse en la Fig.5.8. No se observan clusters en ninguna de las coberturas pero sí se registran algunos outliers que tienen un comportamiento distinto sobre el resto. Estos no fueron estudiados de manera particular, ni retirados del análisis porque se piensa que están relacionados a la ocurrencia del incendio.

5.4. Análisis descriptivo de la vegetación mediante datos SAR, en complemento con información ambiental y sensores ópticos

Tal como se describió en el Cap. 2, la banda C tiene baja penetrabilidad del dosel. Sin embargo este estudio, contempló la influencia de las precipitaciones y la humedad de suelo dada la alta sensibilidad de los datos radar al contenido de agua libre en plantas, la posible interacción con la superficie debida a la remoción de vegetación y/o los afloramientos rocosos. Asimismo, la consideración de estas dos variables explicativas fue clave dado que se trata de vegetación abierta típica de El Gran Chaco Americano, la eco-región boscosa más extensa del continente después del Amazonas y la más grande de bosques secos de América del Sur. Según los antecedentes revisados, se han estudiado con la banda C bosques boreales, bosques tropicales pero no así cómo es la interacción de la señal con los bosques nativos de las regiones semi-áridas ante un incendio [21, 30, 22, 31]. Los bosques secos brindan importantes servicios ecosistémicos y albergan una alta biodiversidad. Sin embargo están bajo la presión del cambio de uso de la tierra, donde es utilizado como herramienta para que ocurran esos cambios.

Si bien Iglesias et al. 2013 en su trabajo “Utilización de SAR para la estimación de biomasa forestal en el Chaco semi-árido” aplicó datos SAR en el cercano al área de interés, los mismos fueron utilizados para estudiar biomasa forestal en la vegetación del llano, que es más árida. En este sentido, aún faltan estudios sobre el uso de imágenes de radar para el monitoreo del Bosque Serrano de Córdoba, lo que dificulta la comparación de los resultados de este estudio con otros datos estándar.

5.4 ANÁLISIS DESCRIPTIVO DE LA VEGETACIÓN MEDIANTE DATOS SAR, EN COMPLEMENTO CON INFORMACIÓN AMBIENTAL Y SENSORES ÓPTICOS

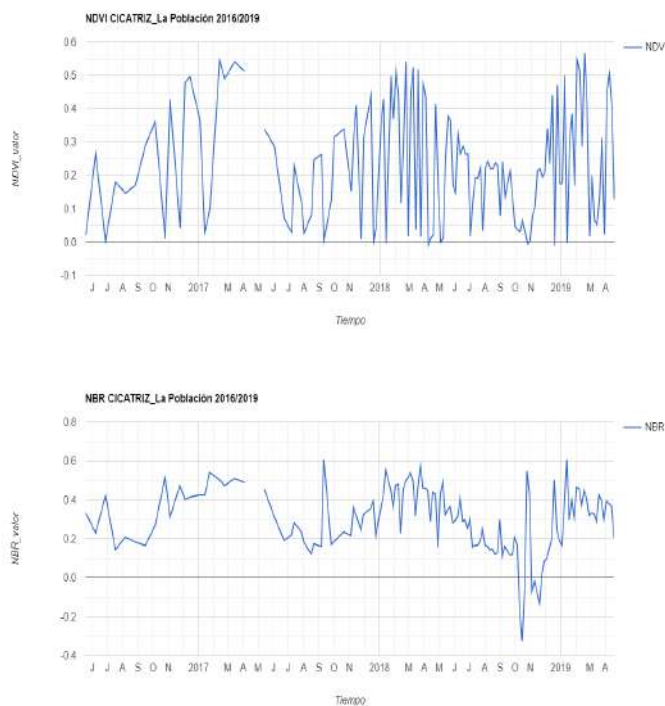


Figura 5.9: Valores medios para el área de estudio, Abril 2016-2019

La Fig.5.9 muestra el comportamiento de la vegetación en el área de estudio de 3 años consecutivos mediante los índices ópticos seleccionados. Se observa un patrón estacional en la variación de los valores de NDVI. Este índice es un indicador de biomasa fotosintéticamente activa mediante el cual se observaron bajas en los valores durante las estaciones secas (coincidente con la época de incendios). Los meses con escasas precipitaciones y baja humedad relativa del ambiente generan grandes pérdidas de evapotranspiración, observando así valores más bajos de NDVI que se traducen en menor cantidad de vegetación fotosintéticamente activa. Asimismo, el área de interés presenta vegetación abierta y caducifolia en la estación otoño-invernal. Los valores más altos de NDVI se encuentran en los meses donde hay mayor concentración de las precipitaciones y aumento de la temperatura, generando aumento de biomasa viva causado por el crecimiento de la vegetación.

Respecto de la detección de cicatrices con el índice NBR (Normalized Burn Ratio), se observan algunos valores negativos que representan instantes de tiempo de la serie en que la vegetación fue afectada por el fuego, mientras que valores positivos representan zonas con vegetación sana o en fase de regeneración si previamente ha ocurrido un incendio. Estas características presentan una mayor variabilidad en contextos de cambio climático global, por lo que se sugiere en el futuro trabajar con períodos de tiempo más largos.

En la Fig. 5.10 se observa una caída de los valores de retrodispersión para todas las coberturas estudiadas al momento en que ocurre el incendio. El monitoreo mediante datos SAR ofrece una herramienta para la teledetección que puede complementar el uso de sensores ópticos en situaciones de emergencia de grandes incendios, ya que la señal penetra las nubes y las columnas de humo, permitiendo conocer qué está sucediendo en la superficie. En general, se observan aumentos en la señal SAR con los momentos de registro de precipitaciones. El aumento en dB que se observa en el instante de tiempo siguiente al incendio podría estar asociado a las precipitaciones caídas, que conllevan un aumento de la humedad de suelo. A su vez, la presencia de rocas, el mayor la rugosidad de la superficie, o el doble rebote podrían generar también estos aumentos.

5.4 ANÁLISIS DESCRIPTIVO DE LA VEGETACIÓN MEDIANTE DATOS SAR, EN COMPLEMENTO CON INFORMACIÓN AMBIENTAL Y SENSORES ÓPTICOS

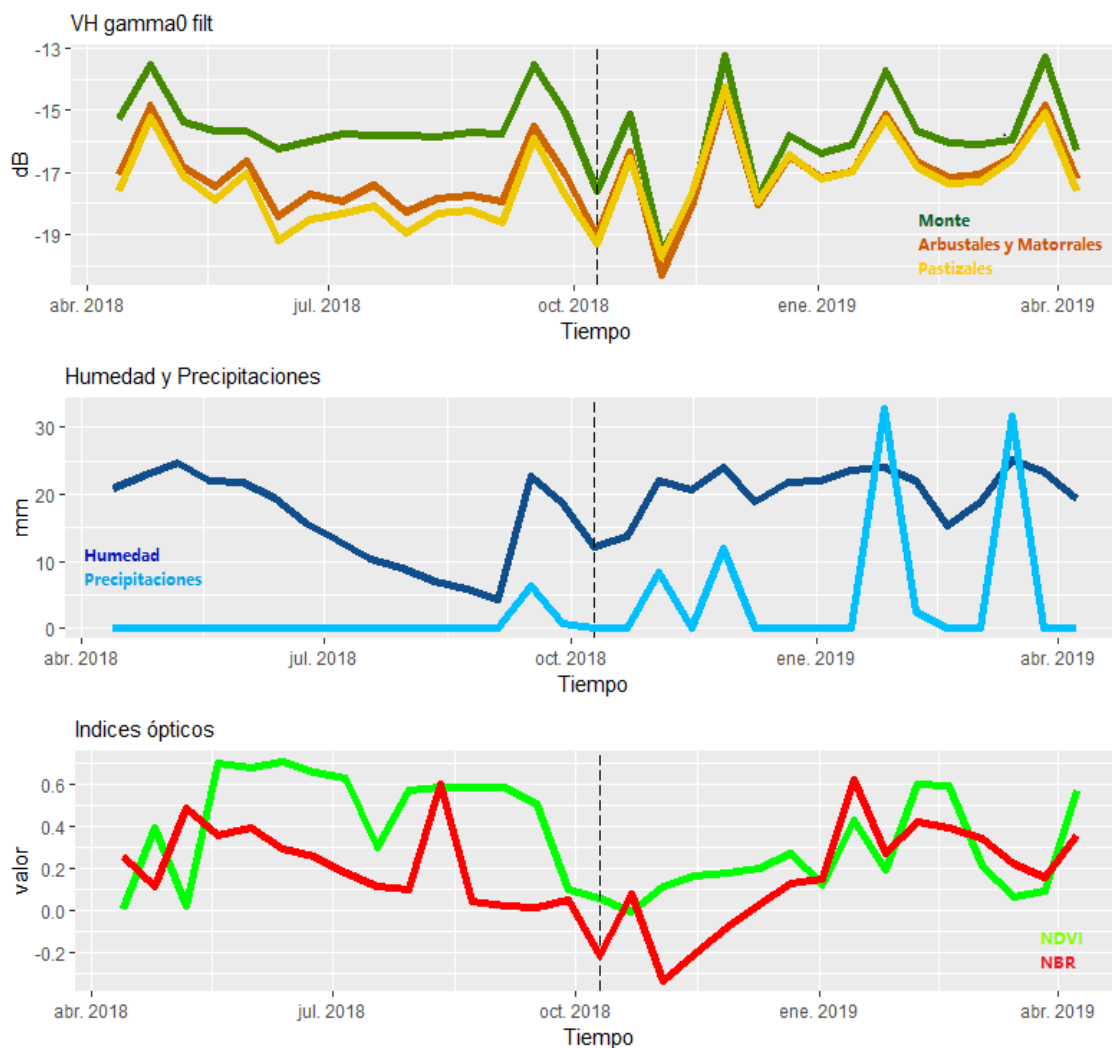


Figura 5.10: Arriba: Valores medios de retrodispersión Sentinel 1-B en polarización VH γ^0 filtrados en el tiempo de un año para los tres tipos fisonómicos estudiados. En el centro: Humedad superficial de suelo (SMAP) y precipitaciones (CHIRPS). Abajo: NDVI y NBR en el tiempo, calculados a partir de imágenes Sentinel 2-B

En consecuencia y utilizando datos provenientes del sensor CHIRPS (ml/día), se contrastó punto a punto las muestras tomadas y se analizaron separadamente las series temporales con la influencia de precipitaciones caídas al momento de la pasada del SAR y en un período comprendido de ± 3 días, según lo estudiado por Koyama et al. 2017 y Doblás et al. 2020. A continuación en la Fig. 5.11 puede verse cómo es la retrodispersión media de algunos puntos tomados al azar en *monte* aumenta su valor en los días que el sensor registró precipitaciones.

Luego de observar estos gráficos y cruzarlos con datos de precipitación diaria del sensor CHIRPS, (ml/día) se observaron días influenciados por precipitaciones. En el análisis exploratorio de los datos basados en observaciones de las medias de la respuesta de Sentinel-1B para cada una de las clases vegetales (VH) y tomando datos de precipitación del sensor CHIRPS, se observan aumentos en la retrodispersión de la señal asociados a escasos milímetros de precipitación caída el día de pasada del sensor SAR y -considerando a Koyama et al. 2017 y Doblás et al. 2019- en intervalos de 3 días:

- 25/04/2018 2 días antes se registraron 3.35 ml

5.5 EL PRE Y POST FUEGO CON DATOS SAR

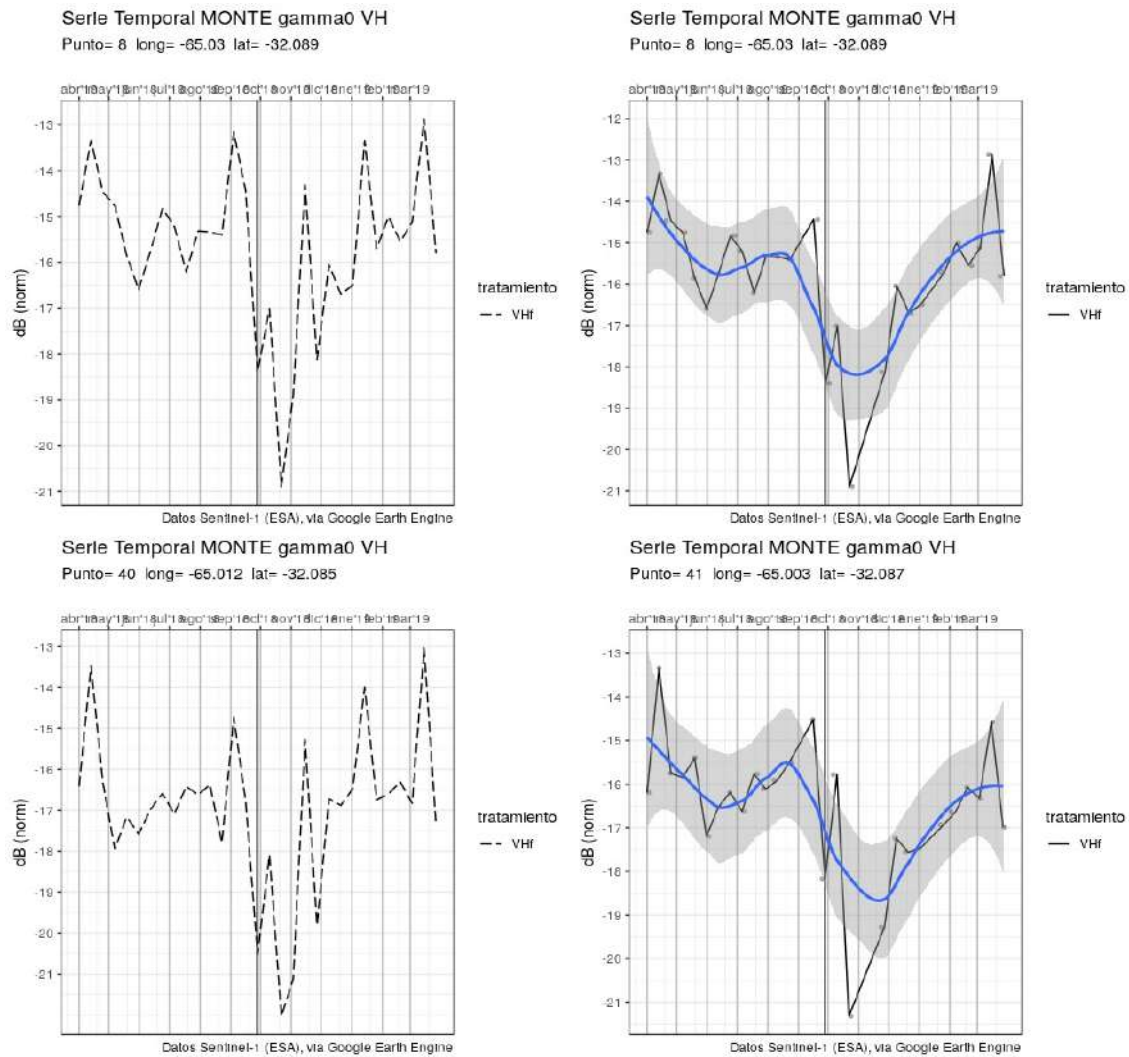


Figura 5.11: Ejemplo de algunos puntos muestreados de la serie VH Monte, con y sin influencia de las precipitaciones caídas

- 16/09/2018 6.38 ml caídos ese mismo día y 7 ml caídos dos días antes
- 22/10/2018 se observa un aumento posterior al evento de fuego
- 03/11/2018 8.39 ml
- 27/11/2018 11.99 ml
- 26/01/2019 32.74 ml

Los datos de los días influenciados por precipitaciones fueron utilizados para la comprensión de la dinámica temporal de los valores de retrodispersión que arrojaron las diferentes cubiertas vegetales, pero no fueron excluidos a fines de comprender la dinámica real (y no teórica) de la respuesta SAR en la interacción con la vegetación y el ambiente.

5.5. El Pre y Post Fuego con datos SAR

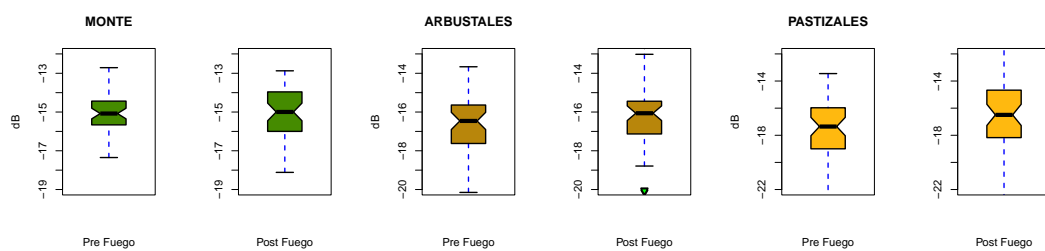
Se obtuvieron los gráficos boxplot para el instante de tiempo previo al incendio e inmediatamente posterior (Fig. 5.12). Se trata de los valores de retrodispersión de las 50 muestras

5.5 EL PRE Y POST FUEGO CON DATOS SAR

tomadas para las fechas 28-09-2018 y 22-10-2018. Los ejes y en las figuras están en la misma escala para poder realizar comparaciones. Los outliers no fueron sacados del estudio. Se observa que monte en general presentó la menor dispersión de los datos en relación a las otras coberturas. Esto viene a consecuencia de la heterogeneidad en la que se encuentran dispuestos los dispersores (truncos, ramas) en la superficie.

Respecto del pastizal, fue la cobertura que más modificó su estructura con el incendio, seguido por los arbustales. Se observa gran dispersión de los datos, que se genera como consecuencia de los cambios en su fisonomía luego de la quema.

En todos los casos se verificó, como se esperaba, valores VH se hacen más negativos. Los datos de la clase pastizal son los que presentaron mayor dispersión en el pre fuego.



	PRE FUEGO						POST					
	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
Arbustal	-21.36	-17.60	-16.46	-17.07	-15.64	-13.66	-20.83	-17.07	-16.06	-16.36	-15.45	-12.53
Monte	-17.35	-15.66	15.08	-15.08	-14.44	-12.71	-18.12	-15.96	-15	-15.12	-14.01	-12.87
Pastizal	-22.83	-18.99	-17.36	-17.72	-16	-13.45	-22.68	-18.17	-16.5	-16.52	-14.74	-10.94

Figura 5.12: Arriba:Boxplot de la media. Pasada anterior y posterior al incendio del día 10-10-2018. Abajo: medidas resumen

Por otra parte, se calcularon los resultados que se muestran a continuación con los valores promediados de las series VH por cada cobertura. Con estas medidas se graficaron los valores medios el pre y pos fuego, tomando como referencia el momento de incendio ocurrido el 10/10/2018, tres meses antes y tres meses después con el fin de caracterizar las coberturas y evaluar la posible separabilidad entre las clases. Éstos resultados podrían utilizarse en clasificaciones por umbrales.

Respecto de las medias pre y post fuego (Fig. 5.13), en los valores medios del pre fuego se observa una dinámica similar en los tratamientos Monte y Pastizales, oscilando en los rangos -16dB a -14.25dB y -19.75 a -17.75dB respectivamente. El comportamiento de los valores medios para Arbustales y Matorrales es distinto a los anteriores, observándose un aumento de la retrodispersión que comienza en Julio 2018 y se estabiliza en Agosto del mismo año. Respecto de los valores medios en el post fuego, se observa una dinámica similar de recuperación de la vegetación, donde los valores más altos son alcanzados por la cobertura Monte. Los pastizales naturales comienzan a recuperarse más rápidamente que los arbustales, sin embargo a mediados de Diciembre/2018 las curvas se igualan en su comportamiento. Los picos máximos que pueden observarse en la Fig. 5.13 son dados por ocurrencias de precipitaciones, con un aumento de los valores dB el 27/11/2018 y el 26/01/2019 según los datos registrados por el sensor CHIRPS.

Observando los valores de las medianas en la Fig.5.13 obtenidas puede decirse que esta medida describe el comportamiento temporal de los valores VH_{γ} de manera tal que podrían

5.5 EL PRE Y POST FUEGO CON DATOS SAR

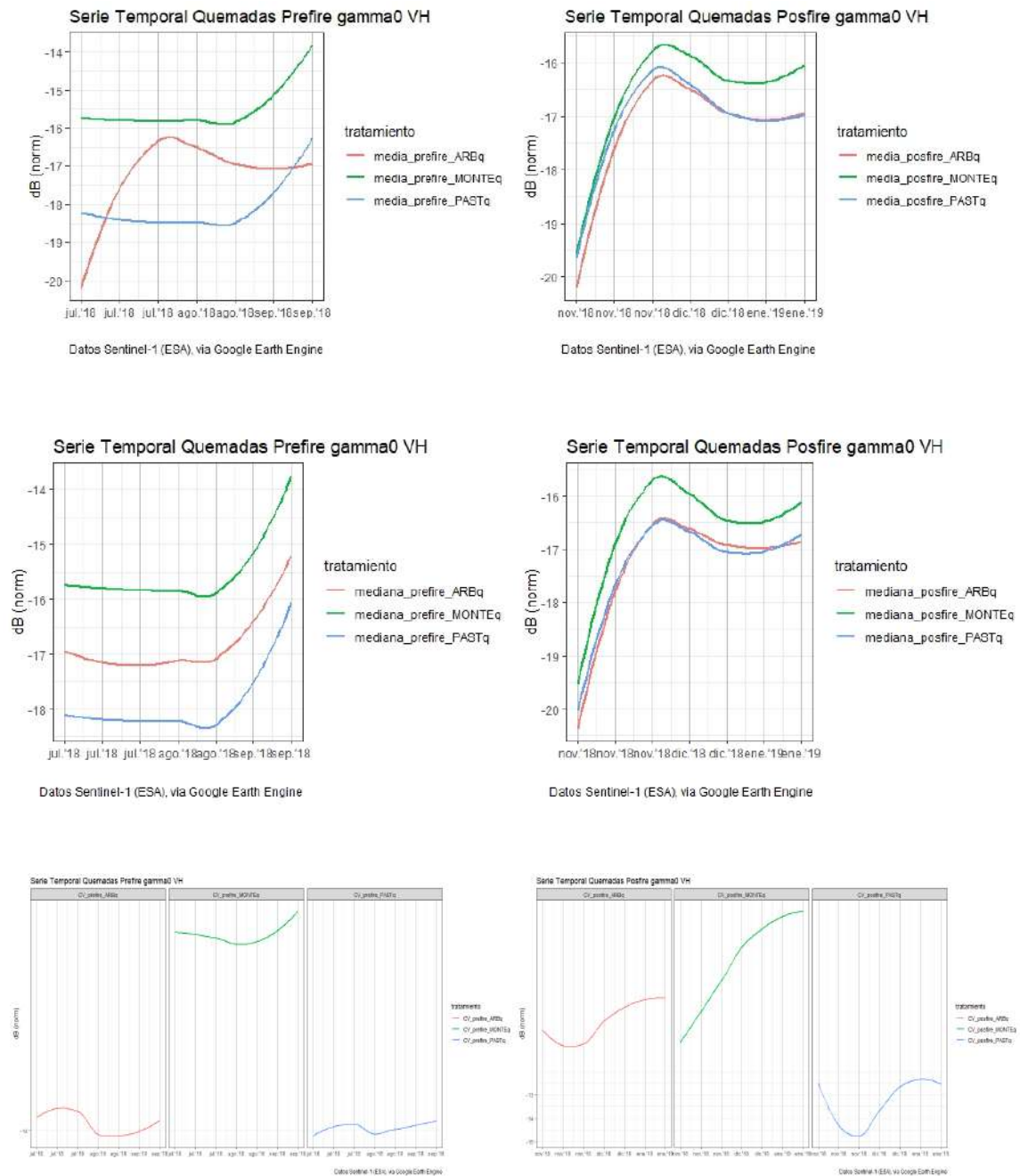


Figura 5.13: Comportamiento temporal de los valores medios, medianos y del coeficiente de variación del coeficiente de retrodispersión, tres meses antes y después del incendio. En color, se observan tres tipos de coberturas presentes en el área de estudio.

ser separables cada una de las coberturas en el momento anterior al incendio. La mediana de Monte oscila entre -16dB y -14.25dB (al igual que los valores medios); luego sigue Arbustales y Matorrales con valores entre -18.75dB y -16.75dB. Finalmente, Pastizales entre -19.75dB y -16dB presentando así una mayor variabilidad en su comportamiento temporal. Ésto puede deberse a una mayor exposición del suelo húmedo dado por una precipitación registrada con 6ml/día a mediados de Septiembre/2018. Si bien este registro genera aumentos en la intensidad de la respuesta SAR, los valores dB comienzan a aumentar a causa del crecimiento estacional de la vegetación, tal como puede verse en la Figura 5.9.

Por su parte, la desviación estándar (DE) es una medida de la dispersión de los valores. Así, se observa una menor dispersión en el tratamiento Monte (menor a 1) en el pre fuego, mientras que pastizales presenta la mayor variabilidad. Ahora bien, en el post fuego si bien

arbustales y monte parten de una desviación estándar similar, se puede decir que Monte se estabiliza con mayor rapidez o que la dispersión de los valores decrece rápidamente. Mientras que los pastizales mantiene una gran dispersión en el tiempo, que puede deberse al cambio en la fisonomía por efecto del fuego, la exposición del suelo y roca luego del incendio y a una mayor interacción con la humedad del mismo debido a las precipitaciones registradas.

5.6. Análisis de separabilidad de las cubiertas vegetales

A continuación se presenta una Tabla 5.2 con los valores CorT, es decir la correlación temporal entre dos coberturas distintas utilizando como medida de distancia la euclídea, que oscila entre 0 y 1.

	MONTE	ARBUSTALES	PASTIZALES
MONTE	1	0.9575062	0.9400068
ARBUSTALES	0.9575062	1	0.9920639
PASTIZALES	0.9400068	0.9920639	1

Tabla 5.2: Correlaciones temporales entre las series utilizando los valores medios de retrodispersión VH gamma filtrada para cada cobertura

Se calcularon las correlaciones temporal mediante la función “CorT” para medir proximidad con respecto a comportamiento y se obtuvo que las series de las tres cubiertas vegetales tienen un comportamiento similar en el tiempo. Por un lado, la CorT revela una alta dependencia positiva en general, siendo aún más fuerte esta relación entre las series de Pastizales-Arbustales, seguida por Monte-Arbustales y Monte-Pastizales. Esto se refleja en la Fig. 5.10. CorT puede asumir valores entre -1 y 1. Los resultados demuestran que en cualquier período observado de tiempo, las series han aumentado o disminuido simultáneamente con la misma tasa de crecimiento. Desde el punto de vista biológico, parece coherente este resultado ya que la vegetación estudiada responde a ciclos de precipitación/sequía y a eventos de fuego de la misma manera.

Se implementó computacionalmente en el software libre RStudio utilizando la distancia euclídea para evaluar la posibilidad de distinguir las coberturas vegetales, utilizando los valores medios de retrodispersión VH gamma filtrada. Para ello, Por su parte, del análisis descriptivo de los resultados determinó que el índice de disimilitud D es una herramienta útil para agrupar y distinguir la cubierta Monte respecto de las otras dos cubiertas vegetales analizadas. Sin embargo, es fundamental destacar la importancia de la elección del parámetro k, que interviene en el peso o ponderación que se da a la similitud de las series en cuanto a su comovimiento y a su similitud en valores. En este caso, elegimos un valor de $k=1$ permitiendo el aporte igualitario del comovimiento de las series y la similitud en valores. En las series analizadas los valores representan una cierta intensidad de la señal SAR (retrodispersión) o nivel de gris, de modo que, la información de la cercanía en valores es muy importante en el análisis de comparación de las series si se quiere, por ejemplo, distinguir si las características de las áreas que representan son diferentes. Asimismo, la relación entre los valores vecinos de cada serie permiten, por ejemplo, analizar cómo se modifican las áreas con el correr del tiempo o, si se modifican con la misma tasa de crecimiento.

Respecto del Índice de Disimilitud (D) [50, 51]) que busca comparar las series temporales de diferentes tratamientos, se destaca la importancia de incorporar no sólo una comparación

entre los valores de las series a cada instante de tiempo, sino también un análisis del comovimiento (comportamiento) de las mismas. Este indicador establece que a mayor D entre pares de coberturas, más separables son. Los resultados demuestran que el índice podría ser capaz de distinguir a priori la cubierta Monte en relación a las otras dos. Mientras que arbustales y pastizales se diferencian en menor medida. Se graficaron estos resultados de la Tabla 5.3 donde se ilustran los valores D obtenidos de una cobertura vegetal en comparación con las otras.

	MONTE	ARBUSTALES	PASTIZALES
MONTE	0	4.623519	5.842137
ARBUSTALES	4.623519	0	1.275122
PASTIZALES	5.842137	1.275122	0

Tabla 5.3: Resultado de índice D para los distintos pares de series bajo tratamiento, $k=1$

Finalmente, para aplicar el Análisis Discriminante Lineal, se realizó la prueba de normalidad de los datos *Shapiro-Wilk* de la media y la mediana, calculadas sobre las 50 muestras por instante de tiempo, a excepción de los datos de la pasadas antes, después y en la fecha en que se registró el incendio. Estos test arrojaron los siguientes resultados:

1. Prueba de normalidad para los valores medios
W = 0,98612, p-value = 0,5076
2. Prueba de normalidad para los valores medianos
W = 0,98911, p-value = 0,7093

Vemos que en ambos casos el valor de probabilidad (p) es muy superior a nuestro nivel elegido (0,05), lo que establece que no hay evidencias significativas para rechazar la hipótesis nula, asumiendo así que los datos se distribuyen de manera normal.

Luego como última prueba de diferenciación entre la vegetación, se realizó un Análisis Discriminante, el cual consiste básicamente en una clasificación. Para ello, se utilizaron las medidas resumen como variables de clasificación (media, mediana, coeficiente de variación, desvío estándar) para las categorías de vegetación estudiadas. Éstas variables se asignaron al grupo en el cual tienen más probabilidad de pertenecer en base a los valores de retrodispersión VH de las variables de clasificación. Se leyeron 1053 casos.

A partir de los autovalores de la expresión $\text{Inv}(E)H$, se puede concluir que el eje canónico 1 explica el 97,16% de la variación entre grupos. Como hay tres grupos se generaron dos funciones discriminantes, o sea dos ejes canónicos. A partir de la primera función discriminante estandarizada por las covarianzas comunes (Fig.5.14), puede verse que el desvío estándar (DE) y el coeficiente de variación (CV) son las variables más importantes para la discriminación sobre este eje. Observaciones (VH) con valores altos para estas variables aparecen situadas a la derecha del gráfico de dispersión en el espacio discriminante (espacio formado por los ejes canónicos) ya que los coeficientes son positivos (1,21 el CV y 0,76 el DE), siendo *pastizales* la cobertura que mayor CV y DE presenta (Fig. 5.15). Mientras que la dispersión de los valores de *monte* y *arbustales* se encuentran en el lado izquierdo, encontrándose errores de clasificación entre éstas últimas dos coberturas.

Los centroides en el espacio discriminante o medias de las funciones por grupo, muestran que los pastizales naturales se oponen a los otros dos grupos en el eje canónico 1, indicando que las diferencias en el CV permiten discriminar observaciones del grupo (Fig. 5.14). De

5.6 ANÁLISIS DE SEPARABILIDAD DE LAS CUBIERTAS VEGETALES

```

Análisis discriminante

Análisis discriminante lineal

Casos leídos 1053

Variables
-----
media
mediana
de
cv

Variables de clasificación
-----
cobertura

Prueba de Homogeneidad de Matrices de Covarianzas
Grupos N Estadístico gl p-valor
-----
3 84 408,70 20 <0,0001

Autovalores de Inv(E)H
Autovalores % % acumulado
-----
91,73 97,16 97,16
2,68 2,84 100,00

Funciones discriminantes - datos estandarizados con las varianzas comunes
-----
1 2
media -0,49 2,05
mediana 0,54 -1,57
de 0,76 1,23
cv 1,21 -0,20

Centroides en el espacio discriminante
-----
Grupo Eje 1 Eje 2
arbustales y matorrales -7,53 1,87
monte -5,73 -2,05
pastizales 13,26 0,18

Tabla de clasificación cruzada (tasa de error aparente)
-----
Grupo arbustales y matorrales monte pastizales Total Error(%)
arbustales y matorrales 27 1 0 28 3,57
monte 2 26 0 28 7,14
pastizales 0 0 28 28 0,00
Total 29 27 28 84 3,57

```

Figura 5.14: Resultados Análisis Discriminante lineal

igual manera se pueden interpretar diferencias entre grupos usando el eje canónico 2. En este caso, el eje 2 explica muy poca variación entre los grupos (el autovalor asociado señala que el porcentaje de variación explicada sobre este eje es 2,84 %).

La tabla de clasificación cruzada que se presenta al final de la salida señala que de 29 observaciones, 29 del grupo *pastizales* fueron bien clasificadas, la tasa de error aparente de clasificación en este grupo es 0%. De las 29 observaciones de los *arbustales* y *matorrales*, 27 fueron asignados bien y 1 fue mal clasificada dentro del grupo de *monte*, la tasa de error es del 3.57%. Similar interpretación se hace para *monte*, con 26 de 28 observaciones clasificadas correctamente. La tasa de error aparente promedio es de 3.57%.

5.6 ANÁLISIS DE SEPARABILIDAD DE LAS CUBIERTAS VEGETALES

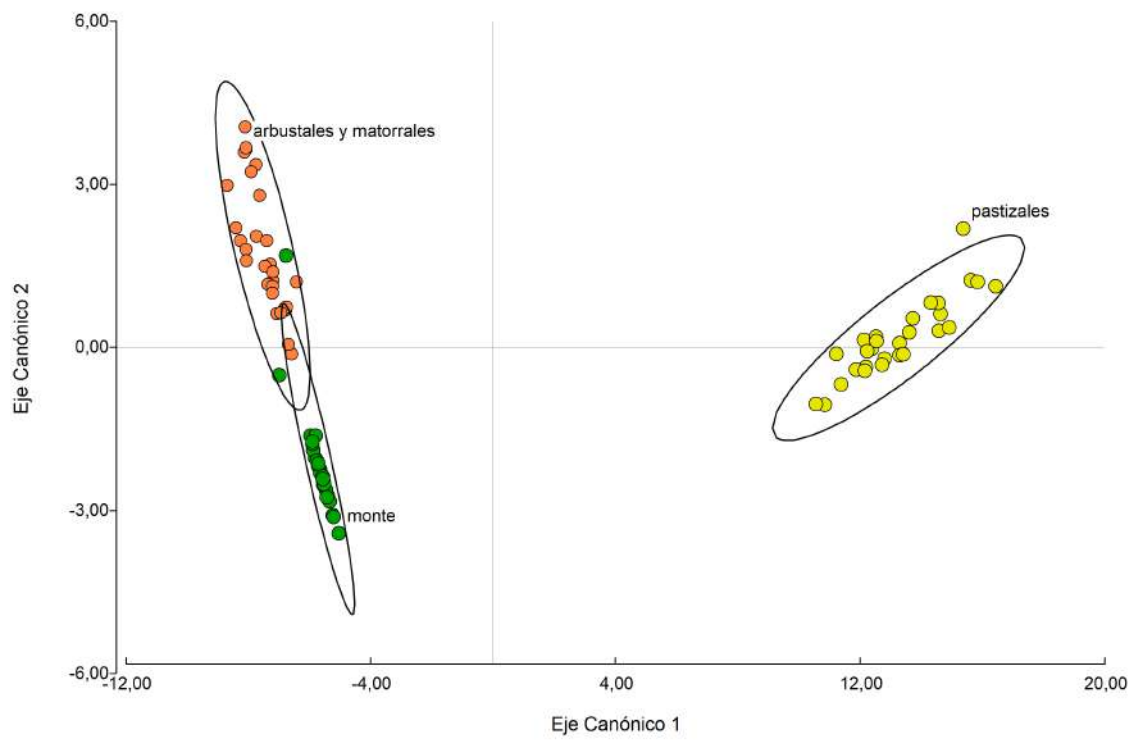


Figura 5.15: Diagrama de dispersión de los dos primeros ejes canónicos obtenidos del Análisis Discriminante Lineal para los tres grupos de coberturas vegetales

CAPÍTULO 6

Conclusión

Con este trabajo se semiautomatizaron algunas herramientas de código abierto para el análisis de los cambios de la vegetación provocados por la acción del fuego (aunque bien podrían aplicarse del mismo modo para estudios de deforestación, tal como lo hace Doblas et. al 2020) y su comportamiento en el tiempo, interpretando cómo es la respuesta del SAR en diferentes tipos de vegetación del Bosque Serrano en Córdoba. Se espera que el esfuerzo centrado en la adaptación metodológica de los algoritmos en la etapa del preprocesamiento de los datos SAR en la nube pueda ser una contribución técnica para los usuarios finales.

De los resultados obtenidos se puede concluir que se ha logrado el objetivo principal del trabajo aplicando datos SAR Sentinel-1 banda C en el estudio de áreas quemadas en el Bosque Serrano (vegetación semiárida, abierta). Teniendo en cuenta la influencia de la cobertura de nubes y humo en los datos ópticos, se encontró que el uso del radar para monitorear grandes áreas quemadas es una herramienta y una fuente importante de datos que complementa a las imágenes ópticas en la adquisición de información.

De la caracterización de las cubiertas en el pre y post fuego y el Análisis Discriminante Lineal, los resultados apuntan a que podrían crearse umbrales basados en medidas estadísticas que permitan realizar clasificaciones de las imágenes SAR para obtener vectores de cicatrices de incendios, en complemento con la información obtenida por los sensores ópticos. El análisis descriptivo de los resultados determinó que el índice de disimilitud D es una herramienta útil para agrupar y distinguir diferentes coberturas de suelo, y a partir de la comparación de series temporales. Se plantea que a futuro se podría estudiar cómo se comporta el índice utilizando otras medidas de distancia, por ejemplo, la distancia de Fréchet.

Se destaca la necesidad de tener mediciones de campo para testear de manera óptima por ejemplo, la altura de los remanentes en el post fuego y su evolución en el tiempo. Del mismo modo, el contenido volumétrico de agua en suelo se considera de suma importancia ya que se podrían elaborar índices de recuperación de la vegetación, así como también generar información útil para los planes de conservación y restauración ecológica de la vegetación nativa. En sentido, cabe destacar que las leyes nacionales de presupuestos mínimos, sus decretos reglamentarios, y leyes provinciales plantean la obligatoriedad de restaurar las áreas quemadas: Ley Nacional 26.815 de creación del Sistema Federal de Manejo del Fuego (art. 22),

la Ley Nacional 26.331 de Presupuestos Mínimos de Protección Ambiental de los Bosques Nativos (art. 40) y la Ley Provincial 9.814 de Ordenamiento Territorial de Bosques Nativos de la Provincia de Córdoba (art. 30).

Se plantea en el futuro utilizar mapas de usos de suelo y coberturas vegetales realizados por el equipo de investigación de la Estación Forestal INTA Villa Dolores, dada su mayor resolución espacial y su validación a campo. En el mismo sentido, asociar esta información obtenida con la frecuencia de incendios (Marinelli et al. 2019) se torna fundamental importancia al momento de la interpretación de las respuestas del SAR.

Referencias bibliográficas

- [1] E. Chuvieco, L. GIGLIO, and C. JUSTICE, “Global characterization of fire activity: Toward defining fire regimes from earth observation data,” *Global Change Biology*, vol. 14, pp. 1488 – 1502, 07 2008.
- [2] D. A. Falk, E. K. Heyerdahl, P. M. Brown, C. Farris, P. Z. Fulé, D. McKenzie, T. W. Swetnam, A. H. Taylor, and M. L. Van Horne, “Multi-scale controls of historical forest-fire regimes: new insights from fire-scar networks,” *Frontiers in Ecology and the Environment*, vol. 9, no. 8, pp. 446–454, 2011.
- [3] B. Giobellina and N. Gordillo, “La problemática de entornos rurales. el caso del cinturón verde de córdoba,” *tecYt*, no. 2, 2016.
- [4] L. Cavallero, “Incendios forestales: ¿como afectaron a traslasierra en las últimas tres décadas? y ¿que podemos hacer para prevenirlos?.” https://inta.gov.ar/sites/default/files/inta_informe_mesa_incendios.pdf, Octubre 2018.
- [5] M. Fischer, C. M. Di Bella, and E. G. Jobbágy, “Fire patterns in central semiarid argentina,” *Journal of Arid Environments*, vol. 78, pp. 161–168, 2012.
- [6] M. Cabido and M. Zak, “Deforestación, agricultura y biodiversidad: apuntes sobre el panorama global y la realidad de córdoba,” *Revista HOY la Universidad-UNCiencia. Universidad Nacional de Córdoba. Córdoba*, 2010.
- [7] E. Chuvieco, C. Yue, A. Heil, F. Mouillot, I. Alonso-Canas, M. Padilla, J. M. Pereira, D. Oom, and K. Tansey, “A new global burned area product for climate assessment of fire impacts,” *Global Ecology and Biogeography*, vol. 25, no. 5, pp. 619–629, 2016.
- [8] M. de Ambiente y Desarrollo Sostenible de Argentina, “Manejo del fuego. reporte de incendios.”
- [9] P. Westcott, *USDA agricultural projections to 2019*. DIANE Publishing, 2010.
- [10] N. CEPAL, UNICEF, *et al.*, “Desarrollo sostenible en américa latina y el caribe. seguimiento de la agenda de las naciones unidas para el desarrollo post-2015 y río+ 20,” 2013.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [11] N. A. Mari, “Diseño de un sistema de alerta y respuesta temprana a incendios de vegetación sartiv,” Master’s thesis, 2012.
- [12] S. de Ambiente y Desarrollo Sustentable de la Nación (SAyDS), “Tercera comunicación nacional de la república argentina a la convención marco de las naciones unidas sobre cambio climático. cambio climático en argentina; tendencias y proyecciones,” 2015.
- [13] J. P. Argañaraz, G. G. Pizarro, M. Zak, and L. M. Bellis, “Fire regime, climate, and vegetation in the sierras de córdoba, argentina,” *Fire Ecology*, vol. 11, no. 1, pp. 55–73, 2015.
- [14] D. R. López, L. Cavallero, M. H. Easdale, C. H. Carranza, M. Ledesma, and P. L. Peri, “Resilience management at the landscape level: An approach to tackling social-ecological vulnerability of agroforestry systems,” in *Integrating Landscapes: Agroforestry for Biodiversity Conservation and Food Sovereignty*, pp. 127–148, Springer, 2017.
- [15] L. Argañaraz, JP; Bellis, “Incendios en córdoba.” <https://ig.conae.unc.edu.ar/incendios-en-cordoba/>, Agosto 2020.
- [16] G. de la Provincia de Córdoba, “Incendios 2020 provincia de córdoba. informe diagnóstico análisis de información geográfica.”
- [17] M. A. Giorgis, A. M. Cingolani, F. Chiarini, J. Chiapella, G. Barboza, L. Ariza Espinar, R. Morero, D. E. Gurvich, P. A. Tecco, R. Subils, *et al.*, “Composición florística del bosque chaqueño serrano de la provincia de córdoba, argentina,” *Kurtziana*, vol. 36, no. 1, pp. 9–43, 2011.
- [18] M. A. Giorgis, A. M. Cingolani, and M. R. Cabido, “El efecto del fuego y las características topográficas sobre la vegetación y las propiedades del suelo en la zona de transición entre bosques y pastizales de las sierras de córdoba, argentina,” 2013.
- [19] M. Marinelli and S. Viotto, “Elaboración de la base de datos de incendios 1987-2018 para las sierras de córdoba mediante imágenes landsat,”
- [20] J. R. Jensen, *Remote sensing of the environment: An earth resource perspective 2/e*. Pearson Education India, 2009.
- [21] M. A. Tanase, M. Santoro, J. de La Riva, P. Fernando, T. Le Toan, *et al.*, “Sensitivity of x-, c-, and l-band sar backscatter to burn severity in mediterranean pine forests,” *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 48, no. 10, pp. 3663–3675, 2010.
- [22] T. d. S. Rodrigues, “Detecção de desmatamentos no oeste da bahia com dados de radar (sentinel-1a) utilizando a plataforma google earth engine,” 2018.
- [23] J. Doblás, A. Carneiro, Y. Shimabukuro, S. Sant’Anna, L. Aragão, and F. Pereira, “Stabilization of sentinel-1 sar time-series using climate and forest structure data for early tropical deforestation detection,” *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, vol. 3, pp. 89–96, 2020.
- [24] J. Doblás, Y. Shimabukuro, S. Sant’Anna, A. Carneiro, L. Aragão, and C. Almeida, “Optimizing near real-time detection of deforestation on tropical rainforests using sentinel-1 data,” *Remote Sensing*, vol. 12, no. 23, p. 3922, 2020.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [25] M. Tanase, J. de la Riva, M. Santoro, F. Pérez-Cabello, and E. Kasischke, “Sensitivity of sar data to post-fire forest regrowth in mediterranean and boreal forests,” *Remote Sensing of Environment*, vol. 115, no. 8, pp. 2075–2085, 2011.
- [26] P. Imperatore, R. Azar, F. Calo, D. Stroppiana, P. A. Brivio, R. Lanari, and A. Pepe, “Effect of the vegetation fire on backscattering: an investigation based on sentinel-1 observations,” *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 10, no. 10, pp. 4478–4492, 2017.
- [27] N. Gorelick, M. Hancher, M. Dixon, S. Ilyushchenko, D. Thau, and R. Moore, “Google earth engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone,” *Remote sensing of Environment*, vol. 202, pp. 18–27, 2017.
- [28] S. R. P. Zéner, ““introducción a las aplicaciones de radar de apertura sintética (sar)”,” 2018. Material teórico.
- [29] R. S. Muñoz Arriagada *et al.*, “Caracterización de la respuesta sar de banda x en áreas quemadas en dos incendios forestales de la zona central de chile,” Master’s thesis, 2016.
- [30] M. Gimeno, J. San-Miguel-Ayanz, and G. Schmuck, “Identification of burnt areas in mediterranean forest environments from ers-2 sar time series,” *International Journal of Remote Sensing*, vol. 25, no. 22, pp. 4873–4888, 2004.
- [31] J. Doblaz, A. Carneiro, Y. Shimabukuro, S. Sant’Anna, and L. Aragão, “Assessment of rainfall influence on sentinel-1 time series on amazonian tropical forests aiming deforestation detection improvement,” in *2020 IEEE Latin American GRSS & ISPRS Remote Sensing Conference (LAGIRS)*, pp. 397–402, IEEE, 2020.
- [32] J. M. F. d. S. Diniz, “Avaliação do potencial dos dados polarimétricos sentinel-1 para mapeamento do uso e cobertura da terra na região de ariquemes -ro.” <http://mtc-m21c.sid.inpe.br/rep/sid.inpe.br/mtc-m21c/2019/01.28.12.01?mirror=urllib.net/www/2017/11.22.19.04.03&metadatarpository=sid.inpe.br/mtc-m21c/2019/01.28.12.01.21>, 2019. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto).
- [33] ARSET-NASA, “Mapeo y monitoreo de los bosques con datos sar.”
- [34] H. L. G. Cassol, L. E. de OC Aragão, E. C. Moraes, J. M. de Brito Carreiras, and Y. E. Shimabukuro, “Polarimetric alos/palsar-2 data for retrieving aboveground biomass of secondary forest in the brazilian amazon,” in *IGARSS 2019-2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, pp. 1773–1776, IEEE, 2019.
- [35] M. Kurum, “C-band sar backscatter evaluation of 2008 gallipoli forest fire,” *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 12, no. 5, pp. 1091–1095, 2015.
- [36] F. Grings, M. Salvia, H. Karszenbaum, P. Ferrazzoli, P. Kandus, and P. Perna, “Exploring the capacity of radar remote sensing to estimate wetland marshes water storage,” *Journal of environmental management*, vol. 90, no. 7, pp. 2189–2198, 2009.
- [37] ESA, “Applications sentinel-1.”
- [38] D. Small, “Flattening gamma: Radiometric terrain correction for sar imagery,” *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 49, no. 8, pp. 3081–3093, 2011.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [39] I. Woodhouse, “Radar remote sensing of planetary surfaces.,” *The Photogrammetric Record*, vol. 21, no. 114, pp. 183–184, 2006.
- [40] C. N. Koyama, M. Watanabe, M. Hayashi, and M. Shimada, “The effect of precipitation and soil moisture variations on (partial) polarimetric l-band sar backscatter in tropical forest regions,” in *2017 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, pp. 2450–2453, IEEE, 2017.
- [41] T. Le Toan, A. Beaudoin, J. Riou, and D. Guyon, “Relating forest biomass to sar data,” *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 30, no. 2, pp. 403–411, 1992.
- [42] M. El Hajj, N. Baghdadi, M. Zribi, and H. Bazzi, “Synergic use of sentinel-1 and sentinel-2 images for operational soil moisture mapping at high spatial resolution over agricultural areas,” *Remote Sensing*, vol. 9, no. 12, p. 1292, 2017.
- [43] G. A. Perilla and J.-F. Mas, “Google earth engine (gee): una poderosa herramienta que vincula el potencial de los datos masivos y la eficacia del procesamiento en la nube,” *Investigaciones geográficas*, no. 101, 2020.
- [44] M. C. Hansen, S. V. Stehman, P. V. Potapov, T. R. Loveland, J. R. Townshend, R. S. DeFries, K. W. Pittman, B. Arunarwati, F. Stolle, M. K. Steininger, *et al.*, “Humid tropical forest clearing from 2000 to 2005 quantified by using multitemporal and multiresolution remotely sensed data,” *Proceedings of the National Academy of Sciences*, vol. 105, no. 27, pp. 9439–9444, 2008.
- [45] C. Souza and T. Azevedo, “Mapbiomas general handbook,” *MapBiomas: São Paulo, Brazil*, pp. 1–23, 2017.
- [46] M. Piumetto, C. García, and H. Morales, “Mapa de cobertura de suelo (land cover) de córdoba, argentina. su desarrollo y publicación en la ide provincial,” *Ponencias de las XIII Jornadas IDERA*, p. 144.
- [47] P. A. Moran, “Notes on continuous stochastic phenomena,” *Biometrika*, vol. 37, no. 1/2, pp. 17–23, 1950.
- [48] M. Balzarini, C. Bruno, M. Córdoba, and I. Teich, “Herramientas en el análisis estadístico multivariado,” *Córdoba, Argentina*, 2015.
- [49] J. P. Celemín, “Autocorrelación espacial e indicadores locales de asociación espacial. importancia, estructura y aplicación,” *Revista Universitaria de Geografía*, vol. 18, pp. 11–31, 2009.
- [50] A. D. Chouakria and P. N. Nagabhushan, “Adaptive dissimilarity index for measuring time series proximity,” *Advances in Data Analysis and Classification*, vol. 1, no. 1, pp. 5–21, 2007.
- [51] L. A. Rodríguez Astrain, “Medidas de disimilitud en series temporales,” B.S. thesis, 2017.
- [52] M. P. Alvarez, “Identificación de bosques invadidos por *ligustrum lucidum* wt *aiton* en el centro de córdoba, mediante datos ópticos y sar,” Master’s thesis.
- [53] InfoStat, “Infostat software estadístico: Versión 1.1,” 2004.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [54] A. L. Cabrera, “Regiones fitogeográficas argentinas,” 1976.
- [55] R. Karlin U.; Catalán L. y Coirini, “La naturaleza y el hombre en el chaco seco.”
- [56] F. M. Silvetti, “Trayectoria de la territorialidad ganadera campesina y conflictos socio-ambientales por los servicios ecosistémicos del chaco árido (argentina),”
- [57] J. Quirós, “Nacidos, criados, llegados: relaciones de clase y geometrías socioespaciales en la migración neorrural de la argentina contemporánea,” *Cuadernos de Geografía: Revista Colombiana de Geografía*, vol. 28, no. 2, pp. 271–287, 2019.
- [58] J. P. Argañaraz, V. Radeloff, A. Bar-Massada, G. I. Gavier-Pizarro, C. M. Scavuzzo, and L. M. Bellis, “Assessing wildfire exposure in the wildland-urban interface area of the mountains of central argentina,” *Journal of environmental management*, vol. 196, pp. 499–510, 2017.
- [59] A. INDEC, “Censo nacional de población,” *Hogares y Viviendas*, 2010.
- [60] C. Carranza and M. Ledesma, “Bases para el manejo de sistemas silvopastoriles,” in *Anales XIII Congreso Forestal Mundial. FAO*, pp. 18–23, 2009.
- [61] C. Schneider, N. De Luca, and M. Dassano, “Ley de bosques en córdoba: el sentido de la participación ciudadana en políticas públicas,” *Ecos Córdoba*, 2018.
- [62] D. Mari, Nicolás; Pons, “Incendios cordoba 2020.” https://inta.gob.ar/sites/default/files/inta_informe_de_emergencias_por_incendios_cordoba_2020.pdf, Octubre 2020.
- [63] R. Luti, “Vegetación,” *Geografía física de la provincia de Córdoba*, pp. 1–464, 1979.
- [64] M. A. Giorgis, A. M. Cingolani, D. E. Gurvich, P. A. Tecco, J. Chiapella, F. Chiarini, and M. Cabido, “Changes in floristic composition and physiognomy are decoupled along elevation gradients in central argentina,” *Applied Vegetation Science*, vol. 20, no. 4, pp. 558–571, 2017.
- [65] F. G. Alaggia, M. J. Cabello, C. Carranza, L. Cavallero, G. Daniele, M. Erro Velazquez, M. Ledesma, D. R. Lopez, E. Mussat, J. M. Navall, *et al.*, “Manual de indicadores para monitoreo de planes prediales para el manejo de bosques con ganadería integrada (mbgi) región parque chaqueño,” tech. rep., INTA, 2019.
- [66] S. Quegan and J. J. Yu, “Filtering of multichannel sar images,” *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*, vol. 39, no. 11, pp. 2373–2379, 2001.
- [67] R. van der Schalie, Y. H. Kerr, J.-P. Wigneron, N. J. Rodríguez-Fernández, A. Al-Yaari, and R. A. de Jeu, “Global smos soil moisture retrievals from the land parameter retrieval model,” *International journal of applied earth observation and geoinformation*, vol. 45, pp. 125–134, 2016.

Anexo:Muestreo NDVI NBR

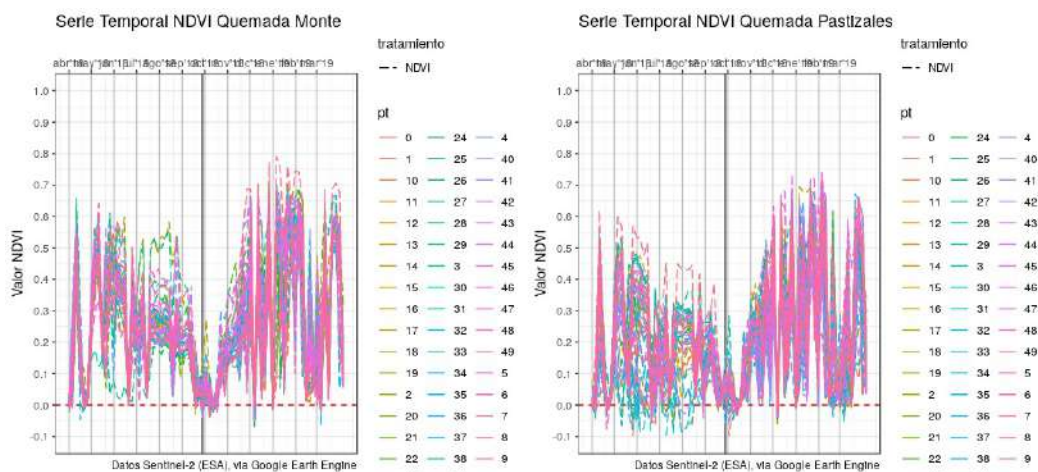


Figura A.1: Series crudas del muestreo estratificado al azar de los índices ópticos en la cobertura *pastizales naturales*

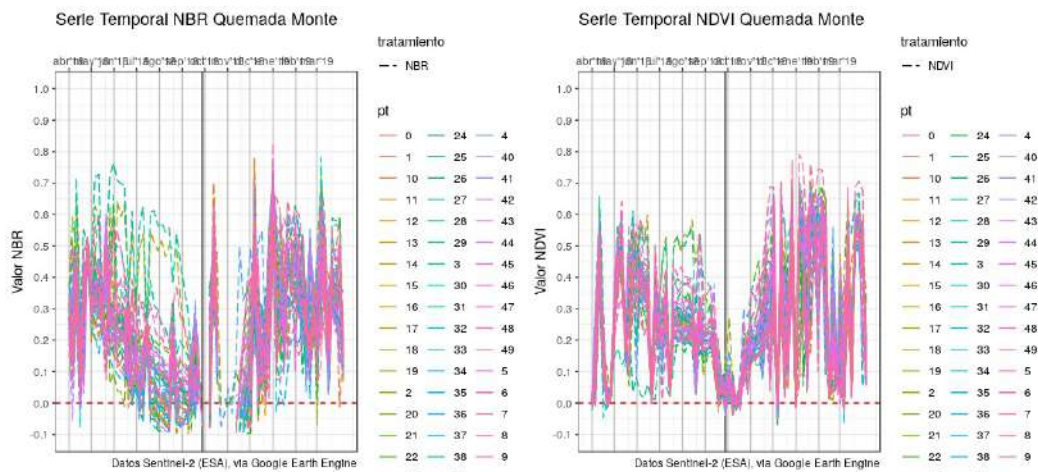


Figura A.2: Series crudas del muestreo estratificado al azar de los índices ópticos en la cobertura *monte*

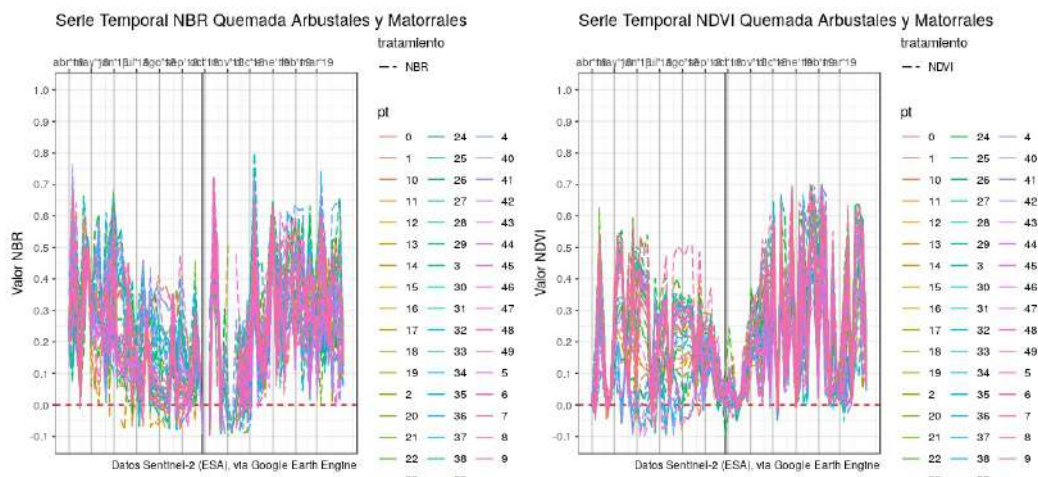


Figura A.3: Series crudas del muestreo estratificado al azar de los índices ópticos en la cobertura *arbustales* y *matorrales*