



UNCUYO
UNIVERSIDAD
NACIONAL DE CUYO



FACULTAD DE
**CIENCIAS
AGRARIAS**

Evaluación de la variabilidad espacio-temporal del carbono orgánico del suelo de la Reserva Natural Villavicencio (Las Heras, Mendoza) durante el período 2000-2023

TESIS DE GRADO

Ingeniería en Recursos Naturales Renovables



Mayra Nahir Selim

Facultad de Ciencias Agrarias, Universidad Nacional de Cuyo

Mendoza, Argentina

Junio, 2025



Evaluación de la variabilidad espacio-temporal del carbono orgánico del suelo de la Reserva Natural Villaviciencio (Las Heras, Mendoza) durante el periodo 2000-2023.

Autora:

Selim, Mayra Nahir

selimmayra@gmail.com

Director:

Mastrantonio, Leandro Eloy

лмаstra@fca.uncu.edu.ar

Codirectora:

D'Amario Fernández, María Julieta

jdamario@fca.uncu.edu.ar

Comisión Evaluadora:

Flores Cáceres, María Laura

mflores@fca.uncu.edu.ar

Chiaradia, Guillermo

guillermo.chiaradia@danone.com

Morsucci Labiano, Marina Alejandra

marinamorsucci@gmail.com



RESUMEN

Las áreas protegidas cumplen un rol fundamental en la conservación de la biodiversidad y la mitigación del cambio climático, al resguardar hábitats clave y mantener procesos ecológicos esenciales. En este contexto, el Carbono Orgánico del Suelo (COS) —es decir, el carbono contenido en la materia orgánica edáfica— representa uno de los principales reservorios terrestres de carbono, con un alto potencial para capturar CO_2 atmosférico. Su contenido varía según factores como el clima, la vegetación, el manejo del suelo y las características físicas del terreno, lo que refuerza la importancia de su conservación en ambientes naturales. A partir de esta premisa, el presente estudio evaluó la variación espacio-temporal del COS en la Reserva Natural Villavicencio (RNV) desde su creación (2000) hasta el año 2023.

La metodología incluyó la toma de muestras de suelo en campo, su análisis en laboratorio y la conversión de los resultados a toneladas por hectárea (t/ha) mediante densidad aparente. Se realizó un análisis estadístico exploratorio de los datos y se desarrolló un modelo predictivo del COS empleando distintos índices espectrales derivados de imágenes satelitales del año 2023. A partir de este modelo, se estimaron espacialmente los valores de COS, se realizaron estimaciones para años anteriores y se calcularon las tasas de variación correspondientes.

Los resultados constituyen la primera estimación del COS en la RNV mediante una integración de teledetección, índices espectrales y datos de campo. Se evidenció una marcada variabilidad espacial asociada a las distintas clases de vegetación y provincias biogeográficas, junto con una tendencia general a la disminución del COS durante el período analizado. Esta disminución se observó principalmente en el Monte, probablemente como consecuencia del impacto de los incendios forestales registrados en ese lapso. En cambio, el Cardonal mostró una menor variación, lo que podría atribuirse a la expansión del matorral cerrado de rosa mosqueta —una especie exótica invasora— cuya alta biomasa podría estar favoreciendo la acumulación de materia orgánica, reflejada en los valores más elevados de COS registrados en 2023.

Si bien el modelo predictivo presentó limitaciones en su capacidad explicativa, permitió identificar tendencias espaciales y temporales relevantes para la gestión de zonas áridas. Así, este trabajo aporta una base metodológica replicable y valiosa para la toma de decisiones en la RNV, al tiempo que abre nuevas líneas para profundizar en la modelización del carbono edáfico y su papel frente al cambio climático.

Palabras clave: Carbono Orgánico del Suelo, análisis espacio-temporal, índices espectrales, vegetación, SIG.



ABSTRACT

Protected areas play a fundamental role in biodiversity conservation and climate change mitigation by safeguarding key habitats and maintaining essential ecological processes. In this context, Soil Organic Carbon (SOC)—that is, the carbon contained within edaphic organic matter—represents one of the main terrestrial carbon reservoirs, with high potential for capturing atmospheric CO₂. Its content varies according to factors such as climate, vegetation, soil management, and the physical characteristics of the terrain, which reinforces the importance of its conservation in natural environments. Based on this premise, the present study evaluated the spatial-temporal variation of SOC in the Villavicencio Natural Reserve (RNV) from its creation (2000) to 2023.

The methodology included collecting soil samples in the field, analyzing them in the laboratory, and converting the results to tons per hectare (t/ha) using bulk density. An exploratory statistical analysis of the data was performed, and a predictive SOC model was developed using different spectral indices derived from satellite imagery from 2023. From this model, SOC values were spatially estimated, estimations were made for previous years, and the corresponding rates of variation were calculated.

The results constitute the first estimation of SOC in the RNV through an integration of remote sensing, spectral indices, and field data. A marked spatial variability associated with different vegetation classes and biogeographical provinces was observed, along with a general trend of decreasing SOC during the analyzed period. This decrease was observed mainly in the Monte, likely as a consequence of the impact of forest fires recorded during that time. In contrast, the Cardonal showed less variation, which could be attributed to the expansion of dense rose hip scrub—an invasive alien species—whose high biomass might be favoring the accumulation of organic matter, reflected in the higher SOC values recorded in 2023.

Although the predictive model presented limitations in its explanatory capacity, it allowed for the identification of relevant spatial and temporal trends for the management of arid zones. Thus, this work provides a replicable and valuable methodological basis for decision-making in the RNV, while opening new avenues for further research into edaphic carbon modeling and its role in confronting climate change.

Keywords: Soil Organic Carbon, spatial-temporal analysis, spectral indices, vegetation, GIS.



AGRADECIMIENTOS

Quiero expresar mi más profundo agradecimiento a las personas que me acompañaron a lo largo de este camino, brindándome su apoyo incondicional, tanto desde la cercanía como en la distancia.

A mi mamá Beli, a mi papá Javier y a mi hermana Male, por estar presentes en cada etapa del proceso, sosteniéndome con su amor, aliento y contención, incluso cuando la distancia física nos separaba.

A mi compañero de vida, Oscar, por acompañarme en todo momento con amor, paciencia y comprensión.

A mi director, Leandro Mastrantonio, y a mi codirectora, Julieta D'Amario, por su compromiso, dedicación y por ajustar sus tiempos para guiarme con generosidad y profesionalismo, permitiéndome avanzar con la tesis en los plazos necesarios.

Al personal de la Reserva Natural Villavicencio, y especialmente a Guillermo Chiaradia, jefe del Área Técnica, por su colaboración y por facilitar los recursos indispensables para el trabajo de campo. Extiendo también un especial agradecimiento a los estudiantes —y futuros colegas— que participaron activamente en las campañas de muestreo.

A mis amigos, por su compañía constante, su ánimo en los momentos difíciles y su presencia sincera. Un agradecimiento especial a María Luz Hernández, Paula Quintero, Guadalupe Mantovan, Alina Landete y Juan Pablo Attorri, por su compañerismo y hermosa amistad que hicieron todo más llevadero.

A mis abuelas, por acompañarme con sus oraciones y su cariño incondicional.

Y a todas las personas que, de una u otra forma, formaron parte de este hermoso recorrido: gracias por estar.



ÍNDICE

RESUMEN.....	iii
ABSTRACT	iv
AGRADECIMIENTOS.....	v
ÍNDICE DE TABLAS	vii
ÍNDICE DE FIGURAS.....	viii
1. INTRODUCCIÓN.....	1
1.1 OBJETIVOS	1
1.1.1 Objetivo general	1
1.1.2 Objetivos específicos	2
1.2 HIPÓTESIS	2
2. MARCO TEÓRICO.....	2
2.1 Áreas naturales protegidas	2
2.1.1 Reserva Natural Villavicencio	3
2.2 Carbono Orgánico del Suelo (COS)	4
2.2.1 Factores que afectan el contenido de COS	5
2.2.2 Relación del carbono del suelo con el cambio climático	6
2.3 Sistemas de Información Geográfica (SIG) y Teledetección: Usos para el mapeo de COS	6
3. METODOLOGÍA.....	7
3.1 Área de estudio	7
3.2 Determinación del COS	11
3.2.1 Muestreo de suelo	11
3.2.2 Análisis de muestras de suelo	12
3.2.3 Cálculo de COS expresado en t/ha	12
3.3. Relación entre el COS e índices espectrales.....	13
3.3.1 Descarga de imágenes satelitales	13
3.3.2 Índices espectrales.....	13
3.3.3 Modelo predictivo para la estimación de COS.....	15
3.4 Evolución temporal de COS en el período 2000-2023	16
3.4.1 Ejecución del modelo	16
3.4.2 Análisis según clases de vegetación y provincias biogeográficas.....	16
3.4.3 Cálculo de las tasas de variación de COS	16
4. RESULTADOS.....	17
4.1 Determinación del contenido de Carbono Orgánico del Suelo (COS)	17
4.1.1 Ubicación de los sitios de muestreo	17



4.2 Relación entre el contenido de COS e índices espectrales.....	17
4.2.1 Análisis estadístico descriptivo.....	17
4.2.3 Análisis estadístico inferencial.....	21
4.2.4 Validación del modelo.....	24
4.3 Evolución temporal del COS (2000–2023).....	25
4.3.1 Contenido de COS según provincia biogeográfica	30
4.3.2 Contenido de COS según clase de vegetación	31
4.4 Tasas de variación del contenido de COS (2000–2023).....	32
4.4.1 Estadísticas zonales para la tasa porcentual de variación total (2000–2023).....	33
5. DISCUSIÓN	34
5.1 Interpretación de resultados.....	34
5.2 Implicancias metodológicas y limitaciones del modelo.....	35
5.3 Sugerencias para mejora del modelo e investigaciones futuras	36
6. CONCLUSIONES	37
7. BIBLIOGRAFÍA.....	38
8. ANEXO	44
Anexo I: Tablas adicionales	44
Tabla de autovectores de componentes principales	47
Comparación de los rangos espectrales por banda para Landsat 5, 8 y 9.....	47
Anexo II: Figuras adicionales.....	48
Índices espectrales calculados para el año 2023.....	48
Índices espectrales para los años anteriores.....	52

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1: Clases de vegetación de la RNV. Fuente: Torre-Azzaroni (2022).	10
Tabla 2: Bandas utilizadas para Sentinel 2. Fuente: Elaboración propia en base a los datos proporcionados por el Instituto Nacional Geográfico de España, ESA Sentinel Online.	13
Tabla 3: Bandas utilizadas para Landsat 9. Fuente: Elaboración propia en base de EOS Data Analytics, Inc (2023), USGS- Landsat 9 Handbook.	14
Tabla 4: Índices espectrales y sus respectivas bandas para Landsat 9 y Sentinel 2. Fuente: Elaboración propia.....	14
Tabla 5: Estadísticas descriptivas de las variables físicas del suelo (VS, contenido de arena y DAp) correspondientes a todos los sitios de muestreo.....	17
Tabla 6: Estadísticas descriptivas de COS y de las variables físicas del suelo (VS, contenido de arena y DAp) según la provincia biogeográfica.....	18
Tabla 7: Estadísticas descriptivas del Carbono Orgánico del Suelo (COS), agrupados por clase de vegetación. Fuente: Elaboración propia.....	18
Tabla 8: Estadísticas descriptivas de las variables físicas del suelo (VS, contenido de arena y DAp) según la clase de vegetación.....	20
Tabla 9: Correlación de Pearson. Fuente: Elaboración propia.....	21



Tabla 10: Árbol de Regresión para la Estimación de Carbono Orgánico del Suelo (COS) utilizando VIg y EEVI.	23
Tabla 11: Validación del modelo de predicción de Carbono Orgánico del Suelo (COS) para los años 2000 a 2023. Fuente: Elaboración propia.	25
Tabla 12: Estadísticas descriptivas de las predicciones de COS (tn/ha) entre 2000 y 2023.	29
Tabla 13: Estadística descriptiva según la Provincia biogeográfica en el período comprendido entre los años 2000 y 2023.	30
Tabla 14: Tasa de variación media porcentual por provincia biogeográfica para el período comprendido entre los años 2000 y 2023.	34
Tabla 15: Puntos de muestreo de suelos (WGS 84 - UTM Zone 19S [EPSG: 32719]) y contenido de COS según clase de vegetación.	44
Tabla 16: Tabla de datos obtenidos de laboratorio, conversión a COS (g%g) y resultados del cálculo de la DAp. Fuente: Elaboración propia.	45
Tabla 17: Coeficientes de correlación de Pearson entre índices espectrales y valores de COS y probabilidad (p - valor). Los índices que presentan la terminación de la letra L fueron los índices de Landsat y los que presentan la terminación en S pertenecen a Sentinel. Fuente: Elaboración propia.	47
Tabla 18: Tabla de autovectores del análisis de componentes principales. Fuente: Elaboración propia.	47
Tabla 19: Comparación de rangos espectrales por banda entre Landsat 5 TM, Landsat 8 OLI y Landsat 9 OLI-2. Fuente: USGS - Landsat (s.f.).	47
Tabla 20: Media de COS (t/ha) según la clase de vegetación para el año 2023.	48

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1: Mapa de los límites de la Reserva Natural Villavicencio. Fuente: Elaboración propia.	8
Figura 2: Mapa de Ecorregiones de la Reserva Natural Villavicencio. Fuente: Fundación Villavicencio (2018a).	10
Figura 3: Clases de vegetación de la RNV. Fuente: Torre-Azzaroni (2022).	11
Figura 4: Mapa de los sitios de muestreo de suelos en la RNV. Fuente: Elaboración propia.	17
Figura 5: Distribución del COS según las distintas clases de vegetación de la RNV. Fuente: Elaboración propia.	19
Figura 6: Gráfico de componentes principales (CP).	22
Figura 7: Árbol de regresión para la estimación del Carbono Orgánico del Suelo (COS) en función de los índices espectrales VIg y EEVI. Fuente: Elaboración propia.	23
Figura 8: Índices espectrales EEVI (Índice Mejorador de Vegetación del Entorno) y VIg (Índice de Vegetación en Luz Visible) correspondientes al año 2023.	24
Figura 9: Mapa de predicción del Carbono Orgánico del Suelo para el año 2000.	25
Figura 10: Mapa de predicción del Carbono Orgánico del Suelo para el año 2005.	26
Figura 11: Mapa de predicción del Carbono Orgánico del Suelo para el año 2010.	27
Figura 12: Mapa de predicción del Carbono Orgánico del Suelo para el año 2015.	27
Figura 13: Mapa de predicción del Carbono Orgánico del Suelo para el año 2020.	28
Figura 14: Mapa de predicción del Carbono Orgánico del Suelo para el año 2023.	29
Figura 15: Evolución temporal del Carbono Orgánico del Suelo (COS) entre los años 2000 y 2023. Se muestra la media estimada para cada año y su correspondiente desviación estándar.	30
Figura 16: Estadísticas zonales del contenido de Carbono Orgánico del Suelo (COS) expresado en t/ha, según provincia biogeográfica y año de predicción. Fuente: Elaboración propia.	31



Figura 17: Media del contenido de Carbono Orgánico del Suelo (COS) expresado en t/ha, según la clase de vegetación correspondiente al año 2020.	32
Figura 18: Tasas de variación porcentual del COS para los períodos comprendidos entre los años 2000-2005, 2005-2010, 2010-2015 y 2015-2020.....	33
Figura 19: Tasa de variación porcentual del COS para el período comprendido entre los años 2020-2023 y la tasa de variación porcentual total desde el 2000 al 2023.	33
Figura 20: Mapa de los índices espectrales BI (Índice de Suelo Desnudo), EVI2 (Índice de Vegetación Mejorado 2), NBR (Índice Normalizado de Quemado) y NBR2 (Índice Normalizado de Quemado 2), calculados a partir de imágenes del satélite Landsat 9. Fuente: Elaboración propia.	49
Figura 21: Mapa de los índices espectrales NDMI (Índice de Humedad de diferencia Norm.), NDVI (Índice de Vegetación Norm), NDWI (Índice de Dif Norm del Agua) y RVI (Índice de Vegetación de simple Ratio), calculados a partir de imágenes del satélite Landsat 9. Fuente: Elaboración propia.	49
Figura 22: Mapa de los índices espectrales SAVI (Índice de Vegetación ajustado con el suelo), WDRVI (Índice de Vegetación de Amplio Rango Dinámico), calculados a partir de imágenes del satélite Landsat 9. Fuente: Elaboración propia.	50
Figura 23: Mapa de los índices espectrales NDWI (Índice de Dif Norm del Agua), NDVI (Índice de Vegetación Norm), NDMI (Índice de Humedad de diferencia Norm.) y SAVI (Índice de vegetación ajustado con el suelo) calculados a partir de Sentinel-2. Fuente: Elaboración propia.	50
Figura 24: Mapa de los índices espectrales BI (Índice de Suelo Desnudo), WDRVI (Índice de Vegetación de Amplio Rango Dinámico), NBR (Índice Normalizado de Quemado) y NBR2 (Índice Normalizado de Quemado 2), calculados a partir de Sentinel-2. Fuente: Elaboración propia.	51
Figura 25: Mapa de los índices espectrales EVI 2 (Índice de Vegetación Mejorado), RVI (Índice de Vegetación de Razón), VIg (Índice de Vegetación en Luz Visible) y EEVI (Índice Mejorado de Vegetación del Entorno), calculados a partir de Sentinel-2. Fuente: Elaboración propia.	51
Figura 26: Mapa de Índices espectrales EEVI (Índice Mejorado de Vegetación del Entorno) y VIg (Índice de Vegetación en Luz Visible), calculados a partir de Landsat 5 para el año 2000. Fuente: Elaboración propia.	52
Figura 27: Mapa de Índices espectrales EEVI (Índice Mejorado de Vegetación del Entorno) y VIg (Índice de Vegetación en Luz Visible), calculados a partir de Landsat 5 para el año 2005. Fuente: Elaboración propia.	53
Figura 28: Mapa de Índices espectrales EEVI (Índice Mejorado de Vegetación del Entorno) y VIg (Índice de Vegetación en Luz Visible), calculados a partir de Landsat 5 para el año 2010. Fuente: Elaboración propia.	53
Figura 29: Mapa de Índices espectrales EEVI (Índice Mejorado de Vegetación del Entorno) y VIg (Índice de Vegetación en Luz Visible), calculados a partir de Landsat 8 para el año 2015. Fuente: Elaboración propia.	54
Figura 30: Mapa de Índices espectrales EEVI (Índice Mejorado de Vegetación del Entorno) y VIg (Índice de Vegetación en Luz Visible), calculados a partir de Landsat 8 para el año 2020. Fuente: Elaboración propia.	54

1.INTRODUCCIÓN

Los servicios ecosistémicos (SE) son los beneficios que las sociedades humanas obtienen del funcionamiento de los ecosistemas, incluyendo abastecimiento, regulación, soporte y servicios culturales (Evaluación de los ecosistemas del Milenio, 2005). En este sentido, las áreas protegidas, como la Reserva Natural Villavicencio (RNV), desempeñan un papel clave en la conservación de procesos ecológicos esenciales, como la regulación hídrica, la fertilidad del suelo y el secuestro de carbono, contribuyendo a la mitigación del cambio climático y la preservación de la biodiversidad (Latterra et al., 2011).

Las áreas protegidas cumplen un rol clave no solo en la conservación de la biodiversidad, sino también en la regulación de servicios ecosistémicos esenciales, como la retención de humedad y nutrientes del suelo. Entre sus principales aportes se destaca su capacidad para almacenar carbono tanto en la biomasa como en el suelo, actuando como sumideros naturales que contribuyen a la mitigación del cambio climático. Este servicio ecosistémico tiene un potencial significativo, representando el 25 % de las soluciones climáticas naturales y una capacidad de mitigación estimada en 23.8 Gt de CO₂-eq por año (Bossio et al., 2020), además de favorecer la estabilidad ecológica y la productividad de los ecosistemas (Brady & Weil, 2002; Smith & Powlson, 2003).

El Carbono Orgánico del Suelo (COS) juega un papel clave en el almacenamiento y regulación del carbono en los ecosistemas terrestres. Este término hace referencia al contenido de materia orgánica presente en el suelo, excluyendo el carbono del material superficial. El COS constituye aproximadamente dos tercios del carbono fijado en los ecosistemas terrestres, posicionando al suelo como uno de los mayores reservorios de carbono en la naturaleza. Su contenido proviene de la interacción entre la incorporación de restos orgánicos y las pérdidas generadas por la actividad respiratoria del suelo, que libera dióxido de carbono a la atmósfera, ocupando el segundo lugar en magnitud dentro del ciclo global del carbono (Pardos, 2010).

Sin embargo, a nivel local, aún existe un vacío de conocimiento sobre la magnitud del secuestro de carbono en las zonas áridas de Argentina y particularmente en los suelos de la RNV. En este sentido, el estudio de Zivkovic et al. (2013) menciona que la mayor cantidad de carbono acumulado se encuentra en la provincia biogeográfica del Monte, dominada por *Larrea cuneifolia* (8,8 %), mientras que, en la Puna, donde predomina *Jarava vaginata* (20 %), se registra una menor cantidad de carbono. No obstante, dicho estudio no aborda específicamente el contenido de Carbono Orgánico del Suelo, lo que resalta la necesidad de profundizar en su análisis.

Por otra parte, los cambios en la cobertura vegetal y la estructura del paisaje pueden influir en la distribución y almacenamiento del Carbono Orgánico del Suelo. En la RNV, eventos como los incendios y la propagación de especies exóticas han transformado la cobertura vegetal, provocando una mayor fragmentación del paisaje, con pérdida de vegetación autóctona y avance de áreas afectadas por disturbios (Torre-Azzaroni, 2022). Así, generar conocimiento sobre la variabilidad espacio-temporal del Carbono Orgánico del Suelo en la RNV es fundamental para la valoración de este servicio ecosistémico y la correcta toma de decisiones en su gestión.

1.1 OBJETIVOS

1.1.1 Objetivo general

Evaluar la variabilidad espacio-temporal del contenido de Carbono Orgánico del Suelo (COS) de la Reserva Natural Villavicencio, desde su creación (2000) hasta la actualidad (2023).

1.1.2 Objetivos específicos

- Determinar el contenido de COS en cada clase de vegetación para el año 2023.
- Relacionar el COS con índices espectrales.
- Determinar las tasas de variación del contenido de COS desde el año 2000 hasta 2023.

1.2 HIPÓTESIS

El contenido del almacenamiento de COS varía según la vegetación asociada y ha experimentado modificaciones a lo largo del tiempo debido a los cambios en la dinámica del paisaje de la RNV.

2.MARCO TEÓRICO

2.1 Áreas naturales protegidas

Las áreas protegidas, según la Unión Internacional para la Conservación de la Naturaleza (UICN), son espacios geográficos delimitados, reconocidos y gestionados legalmente o por medios eficaces, con el objetivo de conservar a largo plazo la naturaleza, sus servicios ecosistémicos y los valores culturales asociados (Dudley, 2008). Actualmente, solo el 17,54 % de la superficie terrestre mundial —incluyendo aguas interiores y otras medidas efectivas de conservación basadas en áreas (OECM)— se encuentra bajo alguna forma de protección (Centro Mundial de Vigilancia de la Conservación [UNEP-WCMC] & Unión Internacional para la Conservación de la Naturaleza [UICN], 2025). Como se mencionó anteriormente, cumplen un papel clave en la conservación de la biodiversidad, así como en la provisión de servicios ecosistémicos esenciales, como la regulación hídrica, el control del cambio climático y el mantenimiento de procesos ecológicos (Dudley, 2008).

En la decimoquinta reunión de la Conferencia de las Partes del Convenio sobre la Diversidad Biológica (COP15), se adoptó el ambicioso Marco Mundial de la Biodiversidad Kunming-Montreal. Este marco establece una meta global clave: la protección de al menos el 30 % de la superficie terrestre, aguas interiores y zonas marinas y costeras para el año 2030 (la meta '30x30'). Para lograr este objetivo, el marco no solo subraya la relevancia de las áreas protegidas como pilares de la conservación, promoviendo su gestión efectiva y equitativa, sino que también reconoce la importancia de otras medidas de conservación efectivas basadas en áreas (OECM). En este contexto, la conservación en tierras privadas emerge como un componente fundamental y cada vez más valorado para complementar los esfuerzos de conservación estatales. Ya en 2014, la Unión Internacional para la Conservación de la Naturaleza (UICN) destacaba la trascendencia de la conservación en propiedades privadas para alcanzar las metas globales de biodiversidad, haciendo un llamado a los gobiernos para que promuevan su implementación y reconozcan su papel vital (UICN, 2014). Esta perspectiva cobra aún mayor relevancia ante la ambición del objetivo 30x30, que requiere la movilización de todos los actores y formas de gestión del territorio para expandir significativamente las áreas bajo protección. Adicionalmente, el marco mantiene un fuerte énfasis en la mitigación de los impactos de las especies exóticas invasoras, identificadas como una de las principales amenazas para la integridad de los ecosistemas (Convenio sobre la Diversidad Biológica, 2022).

En consonancia con los compromisos asumidos a nivel internacional, Argentina ha desarrollado su propio sistema de áreas protegidas con el objetivo de conservar la biodiversidad y los ecosistemas representativos de su territorio. El Sistema Nacional de Áreas Protegidas tiene como propósito conservar la diversidad biológica y los ambientes característicos del país, garantizando la protección y el uso sostenible de los recursos naturales (Administración de Parques Nacionales, 2024).

En la provincia de Mendoza, este sistema se articula mediante parques y reservas que resguardan ecosistemas propios de la región andina y del desierto. A su vez, la provincia cuenta con una Red de Áreas Naturales Protegidas de gestión provincial, integrada por 19 reservas bajo la administración de la Dirección de Áreas Protegidas, que depende de la Subsecretaría de Ambiente, dentro del Ministerio de Energía y Ambiente. Esta red representa aproximadamente el 14 % de la superficie provincial y se gestiona conforme a la Ley Provincial N.º 6045/93, con fines de conservación, uso sustentable, educación ambiental y desarrollo de actividades de turismo responsable (Gobierno de Mendoza, 2024).

Sin embargo, en Mendoza aún existen zonas fitogeográficas de alta relevancia que no están adecuadamente representadas dentro del sistema de conservación. En esta provincia se identifican siete provincias fitogeográficas: Altoandina, Puna, Cardonal, Patagonia, Monte, la subunidad árida del Chaco y el Espinal. Tanto el Cardonal como la Puna —consideradas de gran importancia nacional— carecen de representación dentro del sistema provincial. Ante esta ausencia, la creación de la Reserva Natural Villavicencio surge, entre sus principales y múltiples objetivos, como una iniciativa para conservar estos dos ambientes no representados en el sistema, ya que en los Paramillos de la Sierra de Uspallata ambas provincias alcanzan su límite austral de distribución (Dalmasso et al., 1995).

2.1.1 Reserva Natural Villavicencio

La Reserva Natural Villavicencio (RNV) fue creada mediante la Resolución N°1065 en septiembre del año 2000, por la Dirección de Recursos Naturales Renovables de Mendoza (Fundación Villavicencio, 2018a). Entre los principales fundamentos para su creación se destacaron la necesidad de minimizar el impacto antrópico, la riqueza en flora y fauna, la diversidad de paisajes y la conservación de los recursos naturales frente a actividades de alto impacto, como la minería. A partir de estos fundamentos, se establecieron como objetivos principales la protección de los ecosistemas naturales y de la biodiversidad nativa, la preservación del recurso hídrico y la conservación del patrimonio arqueológico de la región, entre otros (Dalmasso et al., 1999).

En reconocimiento a su valor ecológico y su contribución a la conservación de humedales, la RNV fue incorporada en diciembre de 2017 a la lista de Humedales de Importancia Internacional bajo la Convención Ramsar, convirtiéndose en el sitio número 23 del país y el primer sitio Ramsar del país de carácter privado. Este tratado internacional promueve el uso racional de los humedales y cuenta con órganos como la Conferencia de las Partes Contratantes (COP) y el Grupo de Examen Científico y Técnico (GECT), que orientan las acciones de los países miembros (Fundación Villavicencio, 2018a).

Por su parte, el último Plan de Gestión de la RNV (2018a) identifica dos problemáticas ambientales relevantes:

Especies Exóticas Invasoras

Las especies exóticas invasoras son aquellas que han sido introducidas fuera de su área de distribución natural y, una vez naturalizadas, se expanden rápidamente, generando impactos negativos sobre los ecosistemas que colonizan (Ríos & Vargas, 2003).

Entre las EEI presentes en la RNV, la rosa mosqueta (*Rosa canina* y *R. rubiginosa*) destaca por su fuerte impacto ecológico. Introducida por sus usos ornamentales y medicinales, ha desplazado a especies nativas debido a su rápida reproducción y crecimiento, incluso sin polinizadores (Fundación Villavicencio, 2018a). Además de alterar la estructura vegetal, puede modificar ciclos biogeoquímicos y afectar la disponibilidad de recursos (Richardson et al., 2000).

Estudios recientes sugieren que también influye sobre el carbono del suelo. En áreas bajo su dosel se registraron mayores niveles de humedad y una relación C:N más alta, condiciones que podrían alterar gradualmente el balance del carbono edáfico, aunque el contenido absoluto de carbono no varíe significativamente (Svriz et al., 2013).

Según Torre-Azzaroni (2022), la RNV ha sufrido importantes modificaciones en su paisaje entre los años 2000 y 2023. Los mapas de vegetación elaborados durante ese período evidencian un notable incremento en la superficie ocupada por rosa mosqueta, especialmente en el Cardonal.

Incendios

El fuego altera el ciclo de nutrientes al aumentar la disponibilidad de ciertos elementos debido a la combustión de la materia orgánica, aunque también puede provocar la pérdida de otros por volatilización (Whelan, 1995). Además, la acumulación de ceniza, la mineralización de compuestos orgánicos y los cambios en la vegetación del sitio afectado pueden modificar la estructura del suelo, su contenido de materia orgánica y su composición química (Dube, 2009; Denegri et al., 2014).

En la Reserva Natural Villavicencio (RNV), los incendios representan un disturbio relevante con efectos potenciales sobre el carbono del suelo, tanto en el tiempo como en el espacio. Según Muñoz (2023), las ecorregiones del Monte y la Puna son las más vulnerables, debido a sus condiciones más secas asociadas al aumento de temperatura y la reducción de precipitaciones. Entre 2000 y 2023 se registraron múltiples focos de incendio, especialmente en el Monte y sectores del Cardonal, lo que evidencia una recurrencia significativa en áreas específicas. Además, Torre-Azzaroni (2022) identificó una expansión considerable de la superficie quemada, principalmente en la zona este de la reserva. En particular, se registraron eventos importantes en los años 2005 y 2010 en sectores del Monte y del Cardonal (Muñoz, 2023), evidenciando la concentración de incendios en estas ecorregiones.

2.2 Carbono Orgánico del Suelo (COS)

Como se mencionó anteriormente, el Carbono Orgánico del Suelo (COS) corresponde a la cantidad de carbono presente en la materia orgánica que se encuentra en los suelos. Este componente forma parte del ciclo global del carbono, que involucra diversos reservorios como el suelo, la vegetación, los océanos y la atmósfera. El material orgánico muerto, originado principalmente por residuos vegetales y animales, se incorpora al suelo a través de la actividad de la fauna, permitiendo que el carbono ingrese al sustrato mediante procesos de transformación microbiana por parte de microorganismos heterótrofos (Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura [FAO], 2017). Además la materia orgánica del suelo (MOS) incluye todos los componentes orgánicos presentes, como residuos vegetales, fracciones ligeras, biomasa microbiana, compuestos solubles y humus estabilizado (Stevenson, 1994); siendo el COS su componente principal (Martínez, 2008).

La MOS juega un papel esencial en la consolidación de la estructura edáfica, en la retención y disponibilidad de nutrientes para las plantas y en el sostenimiento de la capacidad de retención hídrica, constituyendo un indicador clave tanto de la productividad agrícola como de la resiliencia ambiental (FAO, 2017).

Así también, para comprender el comportamiento dinámico de la MOS y su influencia en la disponibilidad de nutrientes, se la clasifica en distintos "reservorios" según su grado de descomposición microbiana. Desde una perspectiva agronómica, se distingue principalmente entre una fracción activa o lábil —que incluye el mantillo, la fracción ligera, la biomasa y compuestos no humificados— y una fracción estable o pasiva, representada por el humus, que actúa como reservorio a largo plazo de nutrientes esenciales como nitrógeno, fósforo y azufre (Stevenson, 1994).

La materia orgánica del suelo (MOS) contiene entre un 55 y 60 % de carbono en masa. Este carbono, conocido como Carbono Orgánico del Suelo (COS), se clasifica en tres fracciones según su grado de estabilidad física y química (FAO, 2017):

- Reserva rápida o lábil: formada por residuos vegetales recientes y compuestos simples exudados por las raíces, es fácilmente degradada por los microorganismos del suelo,

lo que genera emisiones de CO_2 . Su tiempo de residencia es breve, de días a pocos años.

- Reserva intermedia: incluye carbono ya procesado por la actividad microbiana, parcialmente protegido dentro de agregados del suelo o unido a superficies minerales, con tiempos de permanencia que oscilan entre 10 y 100 años.
- Reserva lenta o estable: compuesta por carbono altamente estabilizado, resistente a la descomposición, con una permanencia que puede extenderse de siglos a milenios.

El proceso de secuestro de COS comienza con la captura de CO_2 atmosférico a través de la fotosíntesis, seguido por su incorporación a la biomasa vegetal y posterior transferencia al suelo. Para que este proceso contribuya efectivamente a la mitigación del cambio climático, es fundamental favorecer la acumulación de carbono en las fracciones más estables, dado que la fracción lábil se descompone rápidamente y libera nuevamente CO_2 a la atmósfera. En este contexto, centrar las estrategias en aumentar el contenido de carbono en la fracción intermedia, que tiene mayor capacidad de respuesta a la gestión, puede ser clave para mejorar el secuestro de carbono a mediano y largo plazo (Kane, 2015).

2.2.1 Factores que afectan el contenido de COS

La capacidad de secuestro de carbono en el suelo está influenciada por diversos factores, entre los que destacan la textura y estructura del suelo, las condiciones de precipitación y temperatura, el tipo de cobertura vegetal y las prácticas de manejo aplicadas (Lal, 2004). Estos elementos interactúan entre sí para determinar tanto la cantidad de carbono almacenado como su estabilidad en el tiempo.

En este contexto, Gaitán (2009) demostró que, en las estepas arbustivo-graminosas del norte de la Patagonia, la cobertura vegetal y la topografía afectan la heterogeneidad espacial del COS. Se observaron mayores concentraciones de carbono en áreas bajas y bajo la cobertura de arbustos en comparación con los pastizales. Estos resultados sugieren que la vegetación no solo contribuye al almacenamiento de carbono, sino que también influye significativamente en su distribución a nivel del paisaje.

Asimismo, Lal (2004) señala que las tasas de secuestro de carbono en suelos agrícolas y ecosistemas restaurados dependen de factores edáficos y climáticos. Estas tasas varían considerablemente: entre 0 y 150 kg C/ha/año en regiones secas y cálidas, y entre 100 y 1000 kg C/ha/año en climas húmedos y frescos. Esta variabilidad resalta la importancia del ambiente en la dinámica de carbono en los suelos. Además, la permanencia del carbono secuestrado está condicionada por la estabilidad del suelo, las condiciones climáticas y la implementación de prácticas de manejo que eviten su degradación.

Por su parte, Segura et al. (2005), en un estudio sobre el COS en México, encontraron que cerca del 35 % del total nacional se concentra en los estados de Chihuahua, Yucatán, Quintana Roo, Chiapas y Campeche. Esta distribución está relacionada principalmente con las condiciones climáticas de dichas regiones, donde las altas precipitaciones propias de los climas tropicales favorecen la acumulación de materia orgánica en el suelo. En contraste, en zonas áridas el contenido de COS es considerablemente menor. Además, los suelos de selvas húmedas, manglares y bosques mesófilos de montaña presentan las mayores cantidades de carbono, superando las 100 Mg ha⁻¹, mientras que en pastizales y matorrales xerófilos las reservas no superan las 30 Mg ha⁻¹. Estos hallazgos refuerzan la idea de que el clima y la vegetación son factores clave en la acumulación y distribución del carbono en los ecosistemas terrestres.

Finalmente, Franzmeier, Lemme y Miles (1977) destacan que, aunque el clima influye indirectamente en la acumulación de carbono a través de su efecto sobre la vegetación, otros factores como el material parental, la topografía y la historia del suelo tienen un impacto más directo en los niveles de carbono en los suelos del norte-centro de Estados Unidos. En particular, suelos formados sobre materiales arenosos o en áreas con relieve más inclinado

tienden a presentar menores contenidos de carbono, mientras que aquellos desarrollados bajo praderas y sobre materiales finos, como el loess o el till calizo, contienen mayores reservas de carbono orgánico.

En conjunto, estos estudios evidencian la compleja interacción entre factores edáficos, climáticos y biológicos en la dinámica de almacenamiento de carbono en el suelo, subrayando la necesidad de considerar múltiples variables al evaluar el potencial de secuestro de carbono en diferentes ecosistemas.

2.2.2 Relación del carbono del suelo con el cambio climático

En el contexto actual de cambio climático, el COS cobra especial relevancia como uno de los principales reservorios de carbono terrestre, superando incluso la cantidad almacenada en la vegetación y en la atmósfera combinadas. Con aproximadamente 1500 PgC¹ almacenados en el primer metro de suelo, su papel en la regulación del clima global es fundamental. De esta manera, el manejo adecuado del COS no sólo permite mantener la fertilidad y salud del suelo, sino también mitigar el cambio climático mediante el secuestro de carbono atmosférico (FAO, 2017).

Ante el incremento sostenido de las emisiones de gases de efecto invernadero (GEI), originadas principalmente por actividades humanas como el uso no sostenible de la energía, los cambios en el uso del suelo y prácticas agrícolas intensivas, el fortalecimiento de estrategias de conservación del carbono en el suelo se vuelve urgente. El aumento de la temperatura global reportado por el Panel Intergubernamental sobre el Cambio Climático (IPCC) para el 2023 es una clara señal de que se requieren acciones concretas para reducir las emisiones y promover sistemas agrícolas y de uso del suelo más sostenibles. En este sentido, el COS representa una herramienta clave para capturar carbono de manera natural y contribuir a estabilizar el clima en el largo plazo (IPCC, 2023). Se estima que los suelos podrían capturar entre 0,4 y 1,2 Gt/año, principalmente en tierras agrícolas, suelos degradados, pastizales y suelos irrigados. La permanencia del carbono secuestrado dependerá de la estabilidad del suelo, las condiciones climáticas y el mantenimiento de prácticas de uso del suelo que eviten su degradación (Lal, 2004).

2.3 Sistemas de Información Geográfica (SIG) y Teledetección: Usos para el mapeo de COS

Los Sistemas de Información Geográfica (SIG) y la teledetección han revolucionado la evaluación y monitoreo de los recursos naturales, permitiendo la obtención de información precisa sobre diversos factores ambientales. Estas herramientas, combinadas con la disponibilidad de conjuntos de datos ambientales, facilitan la predicción de la variabilidad espacial del COS, considerando variables como el clima y la vegetación, que juegan un papel fundamental en la variación del almacenamiento de carbono en el suelo a lo largo del tiempo y en distintas regiones (Canaza, 2022; Yescas et al., 2018).

La teledetección permite la observación de objetos a distancia sin contacto directo, utilizando sensores montados en plataformas diversas. Los sensores pasivos captan la energía solar reflejada o emitida por la Tierra en distintas longitudes de onda, mientras que los sensores activos, como los radares, generan su propia energía y registran la retrodispersión resultante de su interacción con el terreno. La creciente disponibilidad de sensores y plataformas con distintas resoluciones espaciales ha permitido el estudio de atributos funcionales de los ecosistemas, como la evapotranspiración y la productividad primaria, a diferentes escalas espacio-temporales mediante un mismo protocolo de observación (Paruelo, 2008).

¹ PgC significa petagramos de carbono. Un petagramo equivale a un billón (10¹⁵) de gramos, o mil millones de toneladas (1 PgC = 1 GtC = 1.000.000.000 toneladas de carbono).

La cartografía digital de suelos (DSM) ha mejorado notoriamente gracias al uso de la teledetección, consolidándose como una herramienta clave para el monitoreo de las propiedades del suelo (Pouladi et al., 2023). Satélites como Landsat y Sentinel-2 (S-2), con buenas resoluciones temporales y espaciales proveen datos para la cartografía detallada del COS a nivel regional, nacional y global (Cui et al., 2025).

La integración de la información que proveen los índices espectrales, los cuales combinan diferentes bandas del espectro electromagnético del satélite (Ugbaje et al., 2024), puede mejorar significativamente la precisión de la estimación del COS (Cui et al., 2025).

Diversos estudios resaltan el valor de integrar índices espectrales en los modelos de predicción del COS. Schillaci et al. (2017) observaron que la incorporación de datos de sensores remotos no solo mejoraba la capacidad predictiva del COS, sino que también reducía la variabilidad en la modelización. En una línea similar, Wang (2018) subraya la importancia de las covariables de cobertura fraccional estacional, incluyendo índices espectrales derivados de imágenes Landsat, para la predicción del COS en diversos modelos.

Los índices espectrales son combinaciones matemáticas de bandas específicas del espectro electromagnético obtenidas mediante sensores remotos, que permiten detectar características biofísicas de la superficie terrestre (Lillesand et al., 2015). Su aplicación se ha extendido ampliamente en estudios ambientales, ya que permiten caracterizar la cobertura del suelo, la biomasa vegetal y la humedad, entre otros atributos, con alta resolución espacial y temporal. En el contexto de la estimación del COS, los índices espectrales proporcionan información indirecta sobre la dinámica de la vegetación y las condiciones superficiales, que pueden estar relacionadas con el contenido de materia orgánica en el suelo (Yang et al., 2018).

Entre los índices más comúnmente utilizados se encuentra el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI), que mide la actividad fotosintética y la densidad de vegetación; el Índice de Vegetación Mejorado (EVI), que corrige algunas limitaciones del NDVI en zonas con alta densidad de vegetación; el Índice de Suelo Desnudo (BI), que facilita la identificación de áreas con escasa cobertura vegetal; y el Índice Diferencial de Agua Normalizado (NDWI), sensible al contenido de humedad de la vegetación y el suelo (Huete et al., 2002; Ayala, 2019). Estos índices pueden ser integrados como variables explicativas en modelos predictivos del COS, junto con factores topográficos y climáticos, dado que la interacción entre vegetación, relieve y condiciones ambientales influye directamente en la dinámica del carbono edáfico.

3. METODOLOGÍA

3.1 Área de estudio

El área de estudio es Reserva Natural Villavencio (RNV) (ver Figura 1). La RNV comprende 60.545 hectáreas y se encuentra ubicada en el Departamento de Las Heras, Provincia de Mendoza, a aproximadamente 30 km hacia el noroeste de la ciudad de Mendoza (Fundación Villavencio, 2018a). La reserva se extiende entre los 68° 50' y 69° 10' de longitud oeste y los 32° 25' y 32° 35' de latitud sur (Puig et al., 2008).

LIMITE DE LA RESERVA NATURAL VILLAVICENCIO, MENDOZA, ARGENTINA (2025)

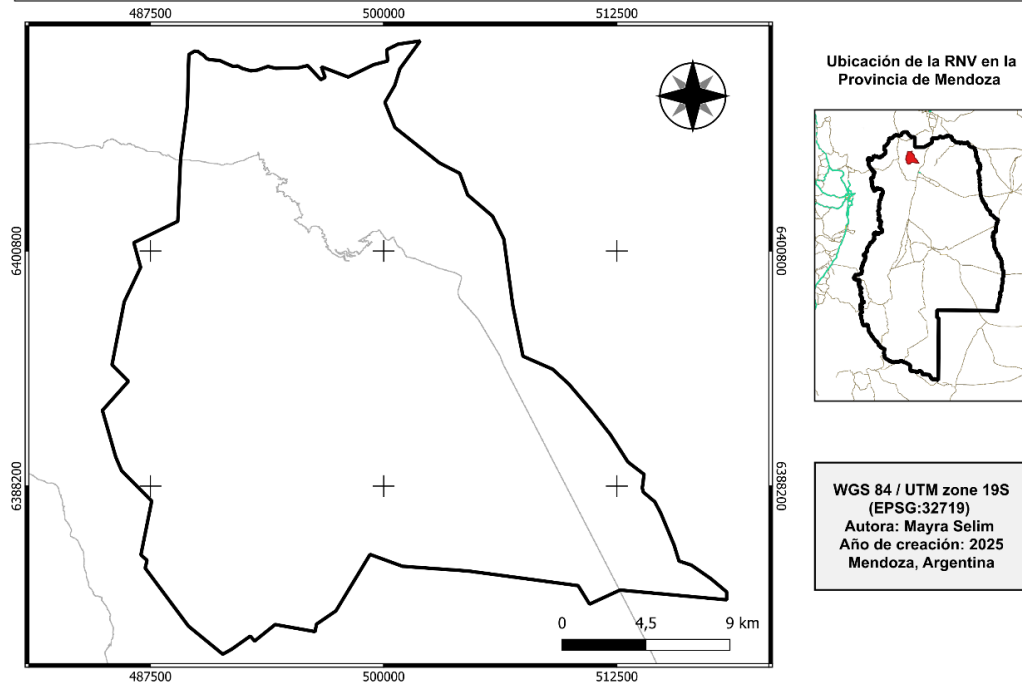


Figura 1: Mapa de los límites de la Reserva Natural Villavencio. Fuente: Elaboración propia.

Clima

La Precordillera y el sector correspondiente a la RNV cuentan con escasa información meteorológica, proveniente principalmente de estaciones periféricas como Uspallata, Yalguaraz y Termas de Villavencio. La vertiente occidental, influida por el Anticiclón del Pacífico, recibe en promedio alrededor de 120 mm de precipitación anual, aproximadamente la mitad de lo registrado en la vertiente oriental, la cual se encuentra bajo la influencia del Anticiclón del Atlántico y presenta un promedio de 300 mm anuales. En ambos casos, el clima está determinado por la escasez de precipitaciones, suelos poco desarrollados y una elevada evapotranspiración, configurando un ambiente propio del desierto andino (Roig y Martínez Carretero, 1998).

En particular, el área pedemontana se caracteriza por una aridez pronunciada. Las precipitaciones, concentradas en la estación estival, son esporádicas, discontinuas y localizadas. A esto se suma una alta heliofanía y la frecuente ocurrencia de vientos cálidos y secos del tipo föehn, conocidos localmente como viento Zonda, lo cual contribuye a un déficit hídrico permanente a lo largo del año (Dalmaso et al., 1999). En esta línea, los modelos climáticos más recientes desarrollados por el Centro de Investigaciones del Mar y de la Atmósfera (CIMA) estiman una precipitación media de aproximadamente 251 mm en las zonas altas y 106 mm en las áreas bajas de Villavencio, valores que se corresponden de forma aproximada con las regiones ecológicas de la Puna y el Monte, respectivamente (Fundación Villavencio, 2018a).

Suelo

Los suelos que conforman el área pertenecen en su totalidad al orden de los Entisoles, específicamente del tipo Torrifluventes típicos. En las zonas más elevadas, correspondientes al ámbito precordillerano, se observan afloramientos de rocas ígneas acompañadas de calizas ordovícicas, así como formaciones carbonáticas intercaladas con estratos conglomeráticos y sedimentos más finos. En los sectores pedemontanos, la presencia de una densa red de

cañadones se asocia a materiales de granulometría gruesa, los cuales presentan alta permeabilidad y buena resistencia a la erosión (Dalmasso et al., 1999). En términos generales, en toda la región predominan depósitos cuaternarios compuestos por gravas y cantos rodados inmersos en una matriz arenosa. Los suelos, en su mayoría, presentan baja conductividad eléctrica, un alto contenido de potasio y niveles reducidos de materia orgánica, con valores que oscilan entre 0,21 y 1,10 gramos por cada 100 gramos de suelo (Roig y Martínez Carretero, 1998).

Biogeografía

En la RNV se identifican tres provincias biogeográficas principales: Monte, Cardonal (también denominada Prepuna) y Puna (Fundación Villavicencio, 2018a) (ver Figura 2). La conservación de los ambientes propios del Cardonal y la Puna constituyó uno de los fundamentos clave para la creación de esta área protegida (Dalmasso, 1995).

La provincia del Monte se extiende desde el piedemonte de la Precordillera hasta altitudes de entre 1500 y 1600 metros sobre el nivel del mar. Se caracteriza por la presencia dominante de arbustales pertenecientes a la familia de las zigofiláceas, como las jarillas (*Larrea nitida*, *Larrea divaricata* y *Larrea cuneifolia*), junto con diversas cactáceas, como *Cereus aethiops* y *Opuntia sulphurea*, además del piquillín (*Condalia microphylla*), entre otras especies. La acumulación de escurrimiento superficial favorece la retención de humedad en el suelo, lo que permite una cobertura vegetal relativamente alta, con valores promedio en torno al 85 % (Fundación Villavicencio, 2018a).

A mayor altitud se encuentra la región del Cardonal o Prepuna, que abarca altitudes comprendidas entre los 1700 y 2700 m s.n.m., mayormente en laderas con alta exposición solar. Aunque presenta similitudes con el Monte, tanto en su fisonomía de estepa arbustiva como en la presencia de zigofiláceas, se diferencia principalmente por la ausencia del género *Larrea* (jarillas). En cambio, esta ecorregión muestra una mayor abundancia de cactáceas del género *Trichocereus* y bromeliáceas como *Abromeitiella brevifolia* y *Tillandsia pedicellata*, además de otras especies endémicas (Fundación Villavicencio, 2018a).

Por encima de los 2700 m s.n.m. se desarrolla la Puna, que en la provincia de Mendoza representa su límite austral (Roig y Martínez Carretero, 1998; Puig, 2008). Esta ecorregión se caracteriza por una marcada amplitud térmica diaria, con temperaturas extremadamente frías durante la noche y elevadas al mediodía. Los suelos presentan escaso desarrollo y, en gran parte, están desnudos de cobertura vegetal, compuestos por sedimentos sueltos que hacen a este sistema altamente vulnerable a la erosión (Fundación Villavicencio, 2018a). La vegetación se distribuye de forma discontinua y está conformada principalmente por gramíneas como *Stipa chrysophylla* y arbustos bajos como *Gaillardia tontalensis*, esta última una especie endémica. La cobertura vegetal en esta zona alcanza un valor aproximado del 30 %, y se encuentran especies como *Baccharis incarum*, *Stipa vaginata* y *Chuquiraga erinacea*, entre otras (Roig y Martínez Carretero, 1998).

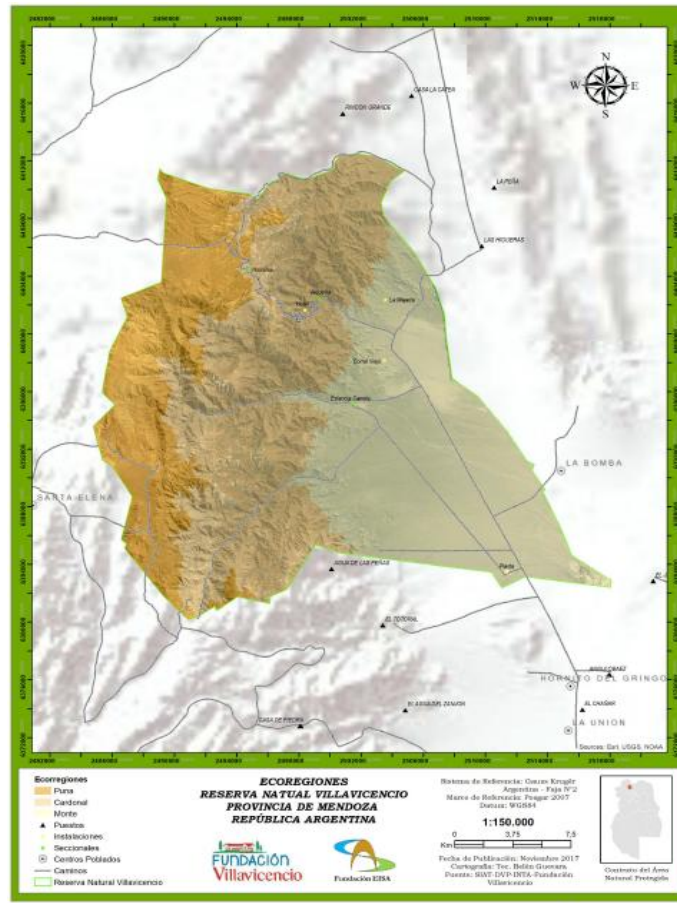


Figura 2: Mapa de Ecorregiones de la Reserva Natural Villavicencio. Fuente: Fundación Villavicencio (2018a).

Clases de vegetación

Torre-Azzaroni (2022) llevó a cabo la estandarización y el renombramiento de las clases de vegetación presentes en la RNV, dando como resultado la Tabla 1 y el mapa de la Figura 3, el cual sirvió como base para el diseño del muestreo estratificado.

Tabla 1: Clases de vegetación de la RNV. Fuente: Torre-Azzaroni (2022).

Provincia biogeográfica predominante	Clases de vegetación relevadas a campo		Denominación de clases	ID
Monte	Clases de Vegetación nativa	Clase 1	Arbustal abierto de <i>L. cuneifolia</i> acompañado de <i>B. retama</i>	1
		Clase 2	Matorral abierto de <i>L. cuneifolia</i>	2
		Clase 3	Matorral cerrado de <i>L. divaricata</i>	3
Cardonal		Clase 4	Estepa arbustiva piso inferior	4
		Clase 5	Estepa subarbustiva piso superior	5
		Clase 6	Estepa subarbustiva ecotono	6
Puna		Clase 7	Pastizal natural de altura	7

Monte	Clases modificadoras del paisaje	Incendio (presente en clases 2 y 3)	Estepa arbustiva post- incendio	8
Cardonal		Rosa mosqueta (presente principalmente en la clase 4)	Matorral cerrado de rosa mosqueta	9

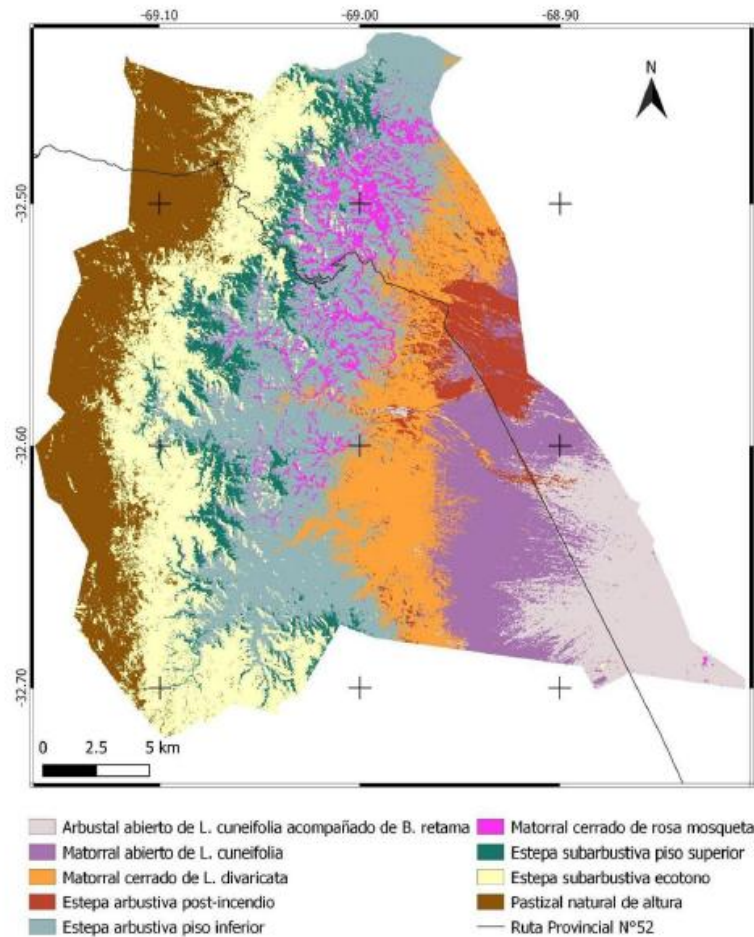


Figura 3: Clases de vegetación de la RNV. Fuente: Torre-Azzaroni (2022).

3.2 Determinación del COS

3.2.1 Muestreo de suelo

Se implementó un muestreo aleatorio estratificado considerando las clases de vegetación previamente identificadas como estratos. En cada sitio seleccionado georreferenciado se delimitaron parcelas de 10 x 10 metros, dimensiones adecuadas para captar la heterogeneidad del suelo y la cobertura vegetal a escala local. Dentro de cada parcela se obtuvo una muestra compuesta de suelo, integrada por varias submuestras recolectadas en distintos puntos y extraídas a una profundidad uniforme de 10 cm, representando la variabilidad interna del sitio. Esta capa superficial fue seleccionada por concentrar la mayor actividad biológica y por ser especialmente sensible a las alteraciones en la materia orgánica, lo que incide directamente en los niveles de COS.

3.2.2 Análisis de muestras de suelo

Determinación de materia orgánica

Las muestras de suelo fueron analizadas en el Laboratorio de Suelo, Agua y Material Vegetal del Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria (INTA), en la Estación Experimental Agropecuaria Luján de Cuyo. Para determinar el porcentaje de materia orgánica, se emplearon distintos métodos según el contenido orgánico de cada muestra. El método principal fue el de combustión Húmeda por Walkley & Black (1934); y en aquellas con alto contenido de materia orgánica, se utilizó el método de ignición o calcinación (Davies, 1974).

Determinación de Volumen de Sedimentación (VS)

El volumen de sedimentación (VS) se estimó según la metodología de Nijensohn (1971), el cual se basa en la decantación del suelo en suspensión tras un periodo de reposo.

Estimación del contenido de arena

La estimación del contenido de arena se realizó mediante una ecuación de regresión ajustada, propuesta por Mastrantonio et al. (2012), la cual permite estimar el porcentaje de arena a partir de los valores de VS ($R^2 = 0,9$). La ecuación utilizada fue la siguiente:

$$Arena = 171.4 - 1.24 \times VS \quad \text{Ecuación 1}$$

Estimación de la densidad aparente (DAp)

Para la estimación de la densidad aparente del suelo se utilizó la ecuación de la densidad aparente obtenida del modelo de regresión por etapas desarrollado en el estudio de Al-Qinna y Jaber (2013). Esta ecuación considera el contenido de COS y el porcentaje de arena estimado, como predictores de la densidad aparente ($R^2 = 0,48$).

$$DAp = 1.228 - 0.155 \times \log COS + 0.008 \times Arena \quad \text{Ecuación 2}$$

3.2.3 Cálculo de COS expresado en t/ha

El contenido de COS expresado en t/ha se calculó utilizando la concentración de COS (en g/g), la densidad aparente del suelo y la profundidad de muestreo de 10 cm. Debido a restricciones logísticas en la Reserva Natural Villavicencio, no fue posible cuantificar el porcentaje de fragmentos gruesos (grava mayor a 2 mm) en las muestras de suelo.

La masa del suelo por hectárea se calcula mediante la siguiente fórmula:

$$Masa\ del\ Suelo\ \left(\frac{t}{ha}\right) = Densidad\ Aparente\ \left(\frac{tn}{m^3}\right) \times 1000\ \frac{m^3}{ha} \quad \text{Ecuación 3}$$

Donde:

- La densidad aparente es la masa del suelo por unidad de volumen (t/m^3),
- $1000\ m^3/ha$ es el volumen de suelo considerado para una capa de 10 cm de profundidad ($10000m^2 / ha \times 0.1\ m = 1000\ m^3$).

El COS se calcula como:

$$COS \left(\frac{t}{ha} \right) = \frac{(COS(\%) \times 10000 \times Masa)}{1000000} \quad \text{Fórmula 1}$$

Donde:

- COS (%) es el contenido de carbono orgánico expresada como porcentaje de masa de suelo.

3.3. Relación entre el COS e índices espectrales

3.3.1 Descarga de imágenes satelitales

Para el análisis y armado del modelo, se utilizaron imágenes de los satélites Landsat 9 y Sentinel-2 del año 2023, que fueron descargadas de las plataformas EarthExplorer (<https://earthexplorer.usgs.gov/>) y Copernicus Open Access Hub (<https://scihub.copernicus.eu/>), respectivamente. Las imágenes de Landsat 9, con una resolución espacial de 30 metros, corresponden a una única escena capturada el 20/11/2023. En cambio, para Sentinel-2 (resolución espacial de 10 metros), se utilizaron tres escenas tomadas el 6/11/2023, que debieron ser combinadas para cubrir por completo el área de estudio. Estas imágenes fueron utilizadas para el cálculo de diversos índices espectrales que se emplearon en el modelo predictor del contenido de COS.

3.3.2 Índices espectrales

En la construcción del modelo predictor de contenido de COS para el año 2023 se calcularon índices espectrales. Estos índices, que resaltan características de la superficie mediante combinaciones de bandas correspondientes a reflectancias en distintas longitudes de onda, son cruciales en modelos predictivos de COS, tal como demostró Cui et al. (2025). En las Tablas 2 y 3 se presentan las bandas espectrales utilizadas y en la Tabla 4 los índices espectrales calculados.

Tabla 2: Bandas utilizadas para Sentinel 2. Fuente: Elaboración propia en base a los datos proporcionados por el Instituto Nacional Geográfico de España, ESA Sentinel Online.

Bandas Sentinel 2	Resolución espacial (m)	Descripción	Rango espectral (nm)
Banda 2	10	Azul (B)	458 - 523
Banda 3	10	Verde (G)	545 - 575
Banda 4	10	Rojo (R)	650 - 680
Banda 8	10	Infrarrojo cercano (NIR)	816 - 868
Banda 11	20	Infrarrojo de onda corta (SWIR 1)	1572 - 1648
Banda 12	20	Infrarrojo de onda corta (SWIR 2)	2100 - 2280

Tabla 3: Bandas utilizadas para Landsat 9. Fuente: Elaboración propia en base de EOS Data Analytics, Inc (2023), USGS-Landsat 9 Handbook.

Bandas Landsat 9	Resolución espacial (m)	Descripción	Rango espectral (nm)
Banda 2	30	Azul (B)	450 - 515
Banda 3	30	Verde (G)	525 - 600
Banda 4	30	Rojo (R)	630 - 680
Banda 5	30	Infrarrojo cercano (NIR)	845 - 885
Banda 6	30	Infrarrojo de onda corta (SWIR 1)	1560 - 1660
Banda 7	30	Infrarrojo de onda corta (SWIR 2)	2100 - 2300

Tabla 4: Índices espectrales y sus respectivas bandas para Landsat 9 y Sentinel 2. Fuente: Elaboración propia.

Índice	Fórmula general
Índice de vegetación normalizado (NDVI) Rouse (1974)	$NDVI = \frac{(NIR-R)}{(NIR+R)}$
Índice de Vegetación ajustado con el suelo (SAVI) Huete (1988)	$SAVI = \frac{(NIR-R)}{(NIR+R+L)} * (1 + L)$
Índice de Vegetación de Amplio Rango Dinámico (WDRVI) Gitelson (2002)	$WDRVI = \frac{(a * NIR - R)}{(a * NIR + R)}$
Índice de Vegetación Mejorado (EVI 2) Jiang (2008)	$EVI 2 = 2.5 \frac{(NIR-R)}{(NIR+2.4*R+1)}$
Índice de Diferencia Normalizada del Agua (NDWI) McFeeters, S. K. (1996)	$NDWI = \frac{(G - NIR)}{(G + NIR)}$
Índice de Vegetación en luz Visible (VIg) Gitelson (2002)	$VIg = \frac{(G - R)}{(G + R)}$
Índice de Suelo Desnudo (BI) Jamalabad & Abkar (2004)	$BI = \frac{(SWIR 1+R)-(NIR+B)}{(SWIR 1+R)+(NIR+B)}$
Índice de Humedad de diferencia Normalizada (NDMI) Wilson (1990)	$NDMI = \frac{(NIR - SWIR1)}{(NIR + SWIR1)}$

Índice de Vegetación de Razón o Simple Ratio (RVI) Cui et al. (2025)	$RVI = \frac{(NIR)}{(R)}$
Índice Mejorado de Vegetación del Entorno (EEVI) Cui et al. (2025)	$EEVI = \frac{(1.5 * (NIR - R))}{(NIR + R + 0.5)}$
Índice Normalizado de Quemado (NBR) Key & Benson (2006)	$NBR = \frac{(NIR - SWIR2)}{(NIR + SWIR2)}$
Índice Normalizado de Quemado 2 (NBR2) Stokey (2016)	$NBR2 = \frac{(SWIR1 - SWIR2)}{(SWIR1 + SWIR2)}$

Para la obtención de los distintos índices espectrales, se utilizó el software libre y de código abierto QGIS versión 3.40.6 (<https://qgis.org/es/site/>).

3.3.3 Modelo predictivo para la estimación de COS

Se realizó un análisis estadístico descriptivo e inferencial de los valores de COS obtenidos de los puntos de muestreo y de los distintos índices espectrales. Para ello se utilizó el software InfoStat, que permite aplicar tanto técnicas básicas de estadística descriptiva como métodos avanzados de modelización y análisis multivariado (Di Rienzo et al., 2018).

Para obtener el valor de cada índice espectral correspondientes a cada punto de muestreo se realizó con un área de influencia cuadrada de 15 metros para cada lado.

Análisis estadístico descriptivo

Se realizó un análisis descriptivo de la variable COS a partir del cálculo de estadígrafos de tendencia central y dispersión, como la media, la desviación estándar y los valores máximos y mínimos. Además, se elaboraron tablas y diagramas de cajas y bigotes para representar gráficamente la distribución de los datos según cada clase de vegetación.

Análisis estadístico inferencial

Para estimar el contenido de COS a partir de variables espectrales, se realizaron análisis estadísticos inferenciales multivariados. Para la construcción del modelo predictivo se trabajó con imágenes del satélite Landsat, ya que posteriormente, para la elaboración de los mapas de carbono, se debían calcular los índices espectrales también para los años anteriores. Landsat proporcionó una cobertura continua para el período 2000–2023, a diferencia de Sentinel, cuyas primeras imágenes disponibles correspondieron al año 2014.

Previo a la aplicación de métodos multivariados, se llevó a cabo un análisis de correlación de Pearson. Este análisis evaluó la fuerza y dirección de la relación lineal entre los índices espectrales derivados de Landsat 9 y el contenido de COS, y permite determinar posibles relaciones entre las variables predictoras (multicolinealidad). Además, se agregaron al análisis los datos del Mapa de COS del INTA (Gaitán et al., 2023) para cada punto. Este resulta crucial para entender las interdependencias entre las variables antes de aplicar modelos más complejos (Rodgers & Nicewander, 1988).

Se seleccionaron dos métodos estadísticos multivariados para el análisis:

- Análisis de Componentes Principales (PCA): Esta técnica de reducción de dimensionalidad transforma el conjunto original de variables correlacionadas en un nuevo conjunto de componentes no correlacionados, maximizando la varianza explicada (James et al., 2013).
- Árboles de Regresión: Este es un método no paramétrico que segmenta iterativamente el espacio de predictores en regiones homogéneas. Permite modelar relaciones no lineales y manejar la multicolinealidad de forma eficaz (Breiman et al., 1984).

Para la validación del modelo, se utilizó el software R Studio, con apoyo de herramientas de inteligencia artificial para la generación del script necesario. El modelo se validó para todos los años considerados, comparando los datos de COS obtenidos en campo con los valores de COS predichos a partir de los mapas generados. Se calcularon tres métricas estadísticas de desempeño: el coeficiente de determinación (R^2), el error cuadrático medio (RMSE) y el error absoluto medio (MAE).

3.4 Evolución temporal de COS en el período 2000-2023

3.4.1 Ejecución del modelo

A partir del modelo obtenido, se estimó y mapeó el contenido de COS para los años: 2000, 2005, 2010, 2015, 2020 y 2023.

Para el cálculo de aquellos índices espectrales que explicaron de manera significativa el comportamiento de la variable respuesta COS, se emplearon imágenes de los satélites Landsat 5, 8 y 9 correspondientes a los años de estudio previos al 2023. El análisis se llevó a cabo en Google Earth Engine (GEE), una plataforma de computación en la nube diseñada específicamente para el análisis de grandes volúmenes de datos geoespaciales que permite realizar análisis temporales y espaciales complejos (Zhao et al., 2021).

3.4.2 Análisis según clases de vegetación y provincias biogeográficas

Se calculó la media y la desviación estándar de COS para cada provincia biogeográfica en los años de estudio. El mismo procedimiento se aplicó a las clases de vegetación, aunque únicamente para el año 2023, ya que la capa vectorial de las clases de vegetación correspondiente a ese año, elaborada por Torre-Azzaroni (2022), no es compatible con los años restantes debido a los cambios significativos observados en las clases 8 y 9 a lo largo del período de estudio.

3.4.3 Cálculo de las tasas de variación de COS

Se calcularon las tasas de variación porcentual del contenido de COS para los períodos 2000–2005, 2005–2010, 2010–2015, 2015–2020 y 2020–2023. Para ello, se empleó la calculadora ráster en QGIS, aplicando la fórmula de cambio relativo:

$$\Delta COS \% = \frac{(COS_{final} - COS_{inicial})}{COS_{inicial}} \times 100 \quad \text{Fórmula 2}$$

Este procedimiento permitió estimar el porcentaje de cambio de COS en cada píxel para cada intervalo de tiempo, sin anualizar los resultados.

Adicionalmente, se estimó la tasa de variación total del COS durante todo el período analizado (2000–2023), junto con las estadísticas zonales correspondientes para cada provincia biogeográfica.

4.RESULTADOS

4.1 Determinación del contenido de Carbono Orgánico del Suelo (COS)

4.1.1 Ubicación de los sitios de muestreo

A continuación, se presenta el mapa que muestra la localización geográfica de los puntos donde se recolectaron las muestras de suelo para la determinación del contenido de COS (ver Figura 4).

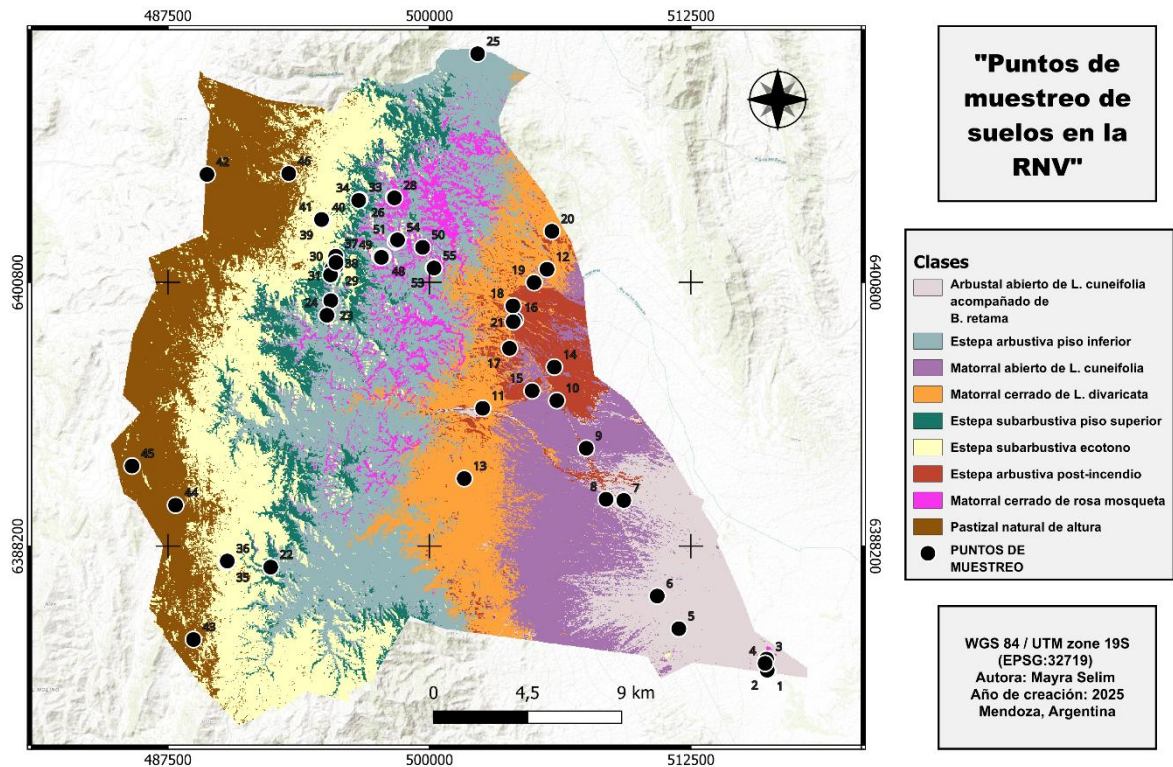


Figura 4: Mapa de los sitios de muestreo de suelos en la RNV. Fuente: Elaboración propia.

4.2 Relación entre el contenido de COS e índices espectrales

4.2.1 Análisis estadístico descriptivo

El contenido de COS osciló entre 0,97 y 7,31 g%g, con una media de 3,25 g%g y una desviación estándar de 1,75 g%g. El coeficiente de variación fue del 53,8 %, lo que evidencia una alta variabilidad en su distribución dentro del área de estudio. Complementariamente, la Tabla 5 presenta los estadísticos descriptivos de otras propiedades físicas del suelo evaluadas en todos los sitios de muestreo: volumen de sedimentación (VS), contenido de arena y densidad aparente (DAp).

Tabla 5: Estadísticas descriptivas de las variables físicas del suelo (VS, contenido de arena y DAp) correspondientes a todos los sitios de muestreo.

Variable	Media	D.E.	Mín	Máx
VS (ml%g)	105	17,46	72	164
Arena (g%g)	41,93	19,93	0	82,12

DAP (t/m ³)	1,49	0,19	1,09	1,88
-------------------------	------	------	------	------

En continuidad con el análisis general, la Tabla 6 presenta las estadísticas descriptivas del contenido de COS, volumen de sedimentación (VS), contenido de arena (g%g) y densidad aparente (DAP), según la provincia biogeográfica: Cardonal, Monte y Puna.

Tabla 6: Estadísticas descriptivas de COS y de las variables físicas del suelo (VS, contenido de arena y DAP) según la provincia biogeográfica.

Provincia Biogeográfica	Variable	Media	D.E.	Mín	Máx
Cardonal	COS (t/ha)	53,89	23,91	16,45	103,66
	VS (ml%g)	108	17,39	76	164
	Arena (g%g)	38,11	18,73	0,00	77,16
	DAP (t/m ³)	1,45	0,17	1,09	1,82
Monte	COS (t/ha)	39,22	12,53	21,33	66,39
	VS (ml%g)	105	15,21	80	140
	Arena (g%g)	40,73	18,59	0,00	72,20
	DAP (t/m ³)	1,49	0,17	1,13	1,79
Puna	COS (t/ha)	26,17	8,88	19,62	40,13
	VS (ml%g)	82	6,07	72	88
	Arena (g%g)	70,22	7,52	62,28	82,12
	DAP (t/m ³)	1,77	0,08	1,67	1,88

En la Tabla 6 se observa que el contenido de COS es mayor en el Cardonal, seguido por el Monte y, en último lugar, la Puna. En cuanto al volumen de sedimento (VS), los valores medios más altos también se registran en el Cardonal, mientras que la Puna presenta los valores más bajos. La proporción de arena muestra una tendencia inversa, siendo significativamente mayor en la Puna, intermedia en el Monte y menor en el Cardonal. Respecto a la densidad aparente (DAP), se evidencian valores crecientes desde el Cardonal hacia la Puna, lo cual podría estar relacionado con la textura del suelo y su contenido de materia orgánica.

Asimismo, con el objetivo de evaluar las variaciones del COS en los diferentes estratos, las muestras fueron agrupadas según las clases de vegetación presentes en el área de estudio. Para cada clase, se calcularon también la media, el rango y la desviación estándar (ver Tabla 7).

Tabla 7: Estadísticas descriptivas del Carbono Orgánico del Suelo (COS), agrupados por clase de vegetación. Fuente: Elaboración propia.

Clase de Vegetación	Media	D.E.	Mín.	Máx.
1	2,17	0,92	1,19	3,90
2	2,42	0,10	2,31	2,51
3	3,58	1,05	2,08	4,80

4	4,49	2,20	0,97	7,23
5	2,68	1,48	1,37	5,28
6	3,44	2,03	1,53	6,39
7	1,50	0,58	1,04	2,41
8	2,50	1,01	1,89	3,67
9	4,37	1,64	2,10	7,31

En la Figura 5 se presenta un diagrama de caja y bigotes que muestra la distribución del COS según las distintas clases de vegetación presentes en la RNV.

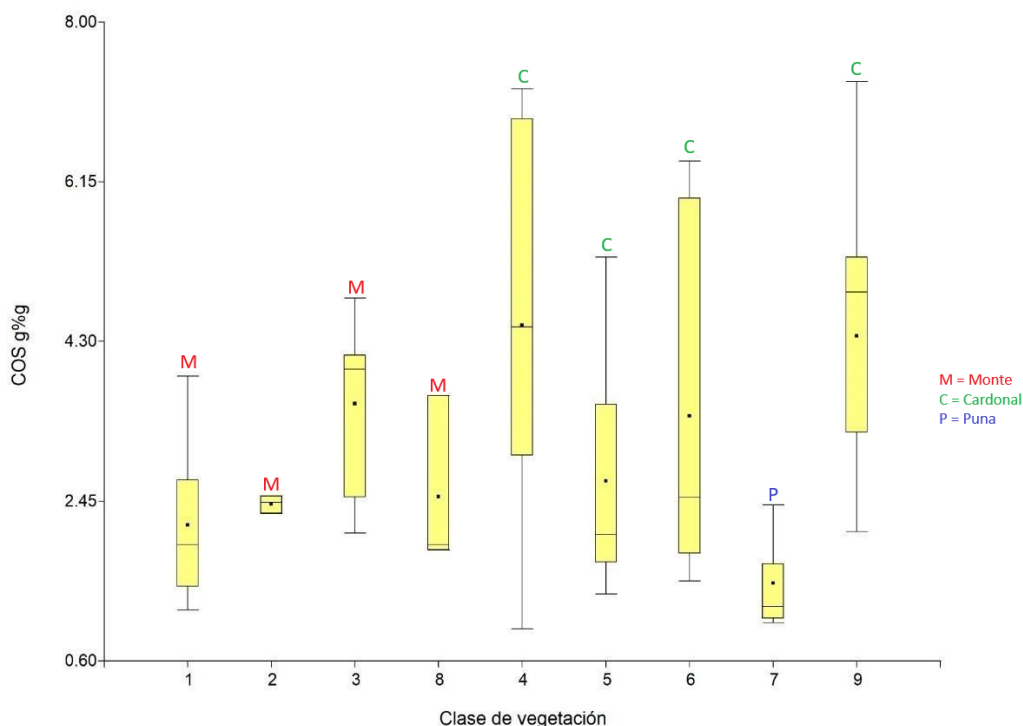


Figura 5: Distribución del COS según las distintas clases de vegetación de la RNV. Fuente: Elaboración propia.

Se observa una considerable variabilidad entre clases y dentro de cada clase, tanto en los valores medios como en la dispersión de los datos. Las clases 4, 6 y 9 (correspondientes al Cardonal) presentan los valores más altos de COS, tanto en su mediana como en los valores máximos, lo cual sugiere una mayor acumulación de carbono orgánico asociada a estas coberturas. En particular, la clase 4 y 6 muestran una alta dispersión, con un amplio rango intercuartílico y valores extremos, indicando una mayor heterogeneidad interna.

En contraste, la clase 7 (correspondiente a la Puna) exhibe los valores más bajos de COS, con una mediana cercana a 1 g%g y poca variabilidad, lo que puede reflejar condiciones menos favorables para la acumulación de materia orgánica. La clase 2 (correspondiente al Monte), si bien tiene baja variabilidad, también muestra valores medianos moderadamente bajos.

Además del COS, en la siguiente tabla (ver Tabla 8) se presentan los estadísticos descriptivos del volumen de sedimentación (VS), el contenido de arena y la densidad aparente (DAP), lo que permite caracterizar de manera integral las propiedades del suelo en cada tipo de vegetación.

Tabla 8: Estadísticas descriptivas de las variables físicas del suelo (VS, contenido de arena y DAp) según la clase de vegetación.

Clase de vegetación	Variable	Media	D.E.	Mín	Máx
1	VS (ml%g)	98	11,97	80	120
	Arena (g%g)	50,23	14,84	22,60	72,20
	DAp (t/m ³)	1,58	0,14	1,32	1,79
2	VS (ml%g)	120	10,58	108	128
	Arena (g%g)	22,60	13,12	12,68	37,48
	DAp (t/m ³)	1,35	0,10	1,27	1,47
3	VS (ml%g)	110	18,55	84	140
	Arena (g%g)	35,37	22,29	0,00	67,24
	DAp (t/m ³)	1,43	0,20	1,13	1,72
4	VS (ml%g)	110	15,75	92	132
	Arena (g%g)	34,17	19,53	7,72	57,32
	DAp (t/m ³)	1,41	0,19	1,19	1,69
5	VS (ml%g)	106	17,45	76	124
	Arena (g%g)	39,55	21,64	17,64	77,16
	DAp (t/m ³)	1,49	0,20	1,32	1,82
6	VS (ml%g)	99	10,69	84	112
	Arena (g%g)	48,11	13,26	32,52	67,24
	DAp (t/m ³)	1,54	0,13	1,37	1,72
7	VS (ml%g)	81	6,07	72	88
	Arena (g%g)	70,22	7,52	62,28	82,12
	DAp (t/m ³)	1,77	0,08	1,67	1,88
8	VS (ml%g)	100	6,93	92	104
	Arena (g%g)	47,40	8,59	42,44	57,32
	DAp (t/m ³)	1,55	0,09	1,48	1,64
9	VS (ml%g)	114	22,19	88	164
	Arena (g%g)	33,32	19,43	0,00	62,28
	DAp (t/m ³)	1,40	0,17	1,09	1,68

En la Tabla 8 se observa que las clases 2 y 9 presentan los valores más altos de volumen de sedimentación (VS), lo que sugiere una mayor proporción de partículas finas o mayor contenido de materia orgánica. En cambio, la clase 7 muestra los valores más bajos de VS, acompañados por el mayor porcentaje de arena y la densidad aparente más alta, lo cual indica

un suelo más arenoso. Por último, las clases 4, 6 y 8 presentan valores intermedios tanto de VS como de densidad aparente, aunque en el caso de las clases 6 y 8, el contenido de arena es elevado, lo que sugiere una textura más gruesa.

4.2.3 Análisis estadístico inferencial

Análisis de correlación de Pearson

Con el objetivo de identificar posibles relaciones lineales entre el contenido de COS, los datos publicados por el INTA y los índices espectrales calculados, se aplicó el coeficiente de correlación de Pearson (r). En la Tabla 9 se presentan únicamente aquellos coeficientes cuya significancia estadística fue comprobada, mientras que el resto de los resultados se encuentra disponible en el Anexo I.

Tabla 9: Correlación de Pearson. Fuente: Elaboración propia.

Correlación de Pearson	r	p
EEVI Landsat	0,33	0,015
EVI2 Landsat	0,33	0,015
NDVI Landsat	0,33	0,015
RVI Landsat	0,33	0,015
SAVI Landsat	0,33	0,015
Vlg Landsat	0,44	0,001
WDRVI Landsat	0,33	0,015
NBR2 Landsat	0,38	0,004
COS (INTA)	0,36	0,007
NDMI Sentinel	-0,36	0,007
NBR2 Sentinel	0,30	0,026
Vlg Sentinel	0,42	0,001

Los resultados obtenidos muestran que varios índices espectrales presentan correlaciones estadísticamente significativas con el contenido de COS ($p < 0,05$), aunque, en general, con intensidades moderadas. Entre ellos, los índices Vlg Landsat, Vlg Sentinel y NBR2 Landsat presentaron las correlaciones más altas con el COS, lo que sugiere que podrían tener un mayor potencial para estimar este parámetro.

Asimismo, se observaron correlaciones positivas de menor magnitud ($r \approx 0,33$) con índices como NDVI, EVI2, SAVI y EEVI, todos derivados de imágenes Landsat, con valores de $p <$

0,05. Esto indica que, si bien estas relaciones son estadísticamente significativas, su fuerza es relativamente débil.

En cuanto a los datos de COS proporcionados por el mapa del INTA, se observó una correlación positiva moderada, lo cual refuerza la consistencia de los resultados obtenidos a partir de los muestreos locales y de los índices espectrales.

Para el desarrollo del modelo de predicción, se optó por utilizar únicamente los índices espectrales derivados de imágenes Landsat. Esta decisión se fundamentó en dos razones principales: por un lado, la falta de disponibilidad de imágenes Sentinel para años anteriores a 2014; y por otro, los mejores resultados obtenidos con los índices Landsat en términos de correlaciones positivas y significativas con el contenido de COS.

Análisis de componentes principales

En relación con el análisis de componentes principales (PCA), el primer componente (PC1), con un autovalor de 9,86, explicó el 82 % de la variabilidad total, mientras que el segundo componente (PC2) aportó un 10 % adicional, alcanzando así un 92 % de variabilidad explicada entre ambos.

En cuanto a los autovectores, el PC1 está fuertemente influenciado por índices como EEVI, EVI2, RVI, SAVI, NDVI y WDRVI, cuyos coeficientes se sitúan entre 0,31 y 0,32, lo que indica una alta correlación con esta dimensión y una contribución significativa a la varianza global. Por el contrario, índices como BI y NDWI presentan cargas negativas en PC1, lo que sugiere una asociación inversa con dicho componente (ver Figura 6).

Respecto al segundo componente (PC2), los índices NDMI (0,64) y NBR (0,37) muestran la mayor influencia positiva, mientras que Vig (-0,43) y NBR2 (-0,33) están negativamente asociados.

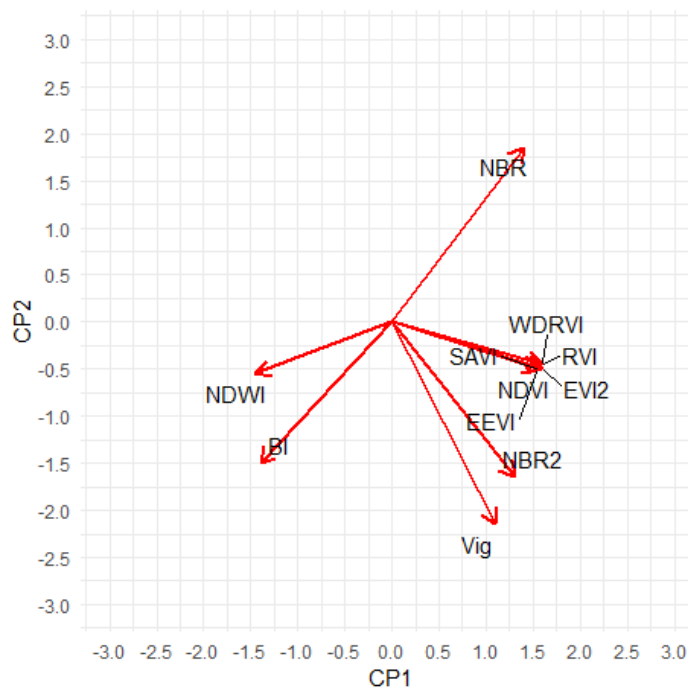


Figura 6: Gráfico de componentes principales (CP).

El gráfico resultante (ver Figura 6) evidencia cómo se agrupan las variables según su contribución a la varianza. Se observa que índices como EVI2, SAVI, EEVI, WDRVI y NDVI

se orientan en la misma dirección del eje CP1. Asimismo, variables como Vlg y NBR2, que presentaron altas correlaciones con el contenido de COS en el análisis previo, también se destacan en el gráfico por su lejanía respecto al origen, lo que evidencia una mayor contribución individual a la variabilidad explicada por las componentes.

Árboles de regresión

La predicción promedio en el nodo raíz fue de 46,30 t/ha, y a medida que se profundiza en las ramificaciones, los valores predichos oscilan entre 23,05 y 73,05 t/ha (ver Tabla 10). Por ejemplo, cuando el valor de EEVI superó 0,212 (nodo 2.2.2), se obtuvo la predicción más alta del modelo (73,05 t/ha), con una varianza de 600,22, sugiriendo que valores altos del índice EEVI están asociados a mayores contenidos de COS. En contraste, valores bajos de Vlg ($\leq -0,055$) se asociaron a predicciones significativamente menores, como se observa en el nodo 1.1.2.1, con un valor estimado de 23,05 t/ha. El modelo permitió identificar umbrales críticos en los índices espectrales que diferencian condiciones con distintos niveles de COS (ver Figura 7).

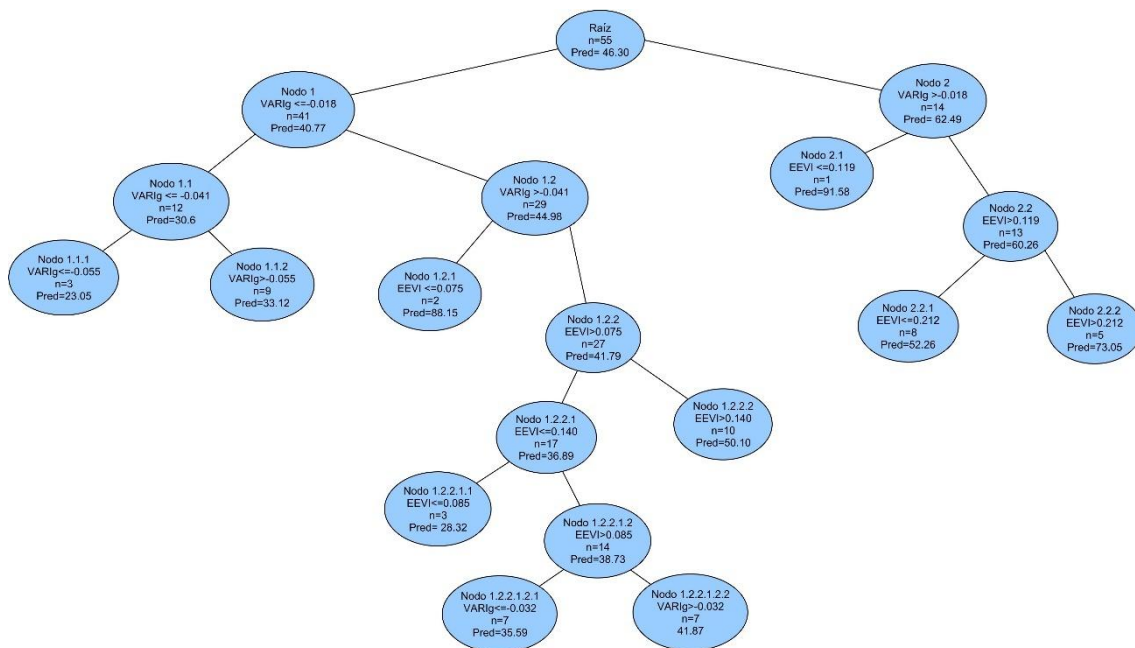


Figura 7: Árbol de regresión para la estimación del Carbono Orgánico del Suelo (COS) en función de los índices espectrales Vlg y EEVI. Fuente: Elaboración propia.

Tabla 10: Árbol de Regresión para la Estimación de Carbono Orgánico del Suelo (COS) utilizando Vlg y EEVI.

Nodo	Formación	Predicción	n	Media	Var	Mínimo	Máximo
Raíz		46,30	55	46,30	464,12	16,45	103,66
1	Vlg ($\leq -0,018$)	40,77	41	40,77	342,72	16,45	94,74
1,1	Vlg ($\leq -0,041$)	30,60	12	30,60	87,95	19,62	51,34
1.1.1	Vlg ($\leq -0,055$)	23,05	3	23,05	35,01	19,62	29,89
1.1.2	Vlg ($> -0,055$)	33,12	9	33,12	83,69	21,54	51,34
1,2	Vlg ($> -0,041$)	44,98	29	44,98	392,35	16,45	94,74
1.2.1	EEVI ($\leq 0,075$)	88,15	2	88,15	86,87	81,56	94,74
1.2.2	EEVI ($> 0,075$)	41,79	27	41,79	265,20	16,45	82,59
1.2.2.1	EEVI ($\leq 0,140$)	36,89	17	36,89	102,96	21,33	55,98
1.2.2.1.1	EEVI ($\leq 0,085$)	28,32	3	28,32	52,19	21,33	35,76

1.2.2.1.2	EEVI (>0,085)	38,73	14	38,73	98,10	23,70	55,98
1.2.2.1.2.1	Vlg (<=-0,032)	35,59	7	35,59	132,85	23,70	55,98
1.2.2.1.2.2	Vlg (>-0,032)	41,87	7	41,87	56,71	32,83	54,34
1.2.2.2	EEVI (>0,140)	50,10	10	50,10	460,96	16,45	82,59
2	Vlg (>-0,018)	62,49	14	62,49	494,59	30,83	103,66
2,1	EEVI (<=0,119)	91,58	1	91,58	0,00	91,58	91,58
2,2	EEVI (>0,119)	60,26	13	60,26	459,89	30,83	103,66
2.2.1	EEVI (<=0,212)	52,26	8	52,26	255,43	30,83	80,02
2.2.2	EEVI (>0,212)	73,05	5	73,05	600,22	35,20	103,66

Al relacionar el árbol con el análisis de componentes principales, se destaca que el EEVI, además de tener alta capacidad predictiva, explica una gran parte de la varianza global (PC1), lo que lo convierte en una variable robusta. Por su parte, Vlg no fue tan influyente en el componente principal 1, pero sí aportó información desde una dimensión distinta (PC2), sugiriendo que el modelo captó su valor diferencial en zonas donde otros índices no variaban tanto.

A continuación, se presentan los índices espectrales EEVI y Vlg que fueron seleccionados por el árbol de regresión (ver Figura 8). Los resultados de los índices no seleccionados por el modelo se encuentran en el Anexo II al final del documento.

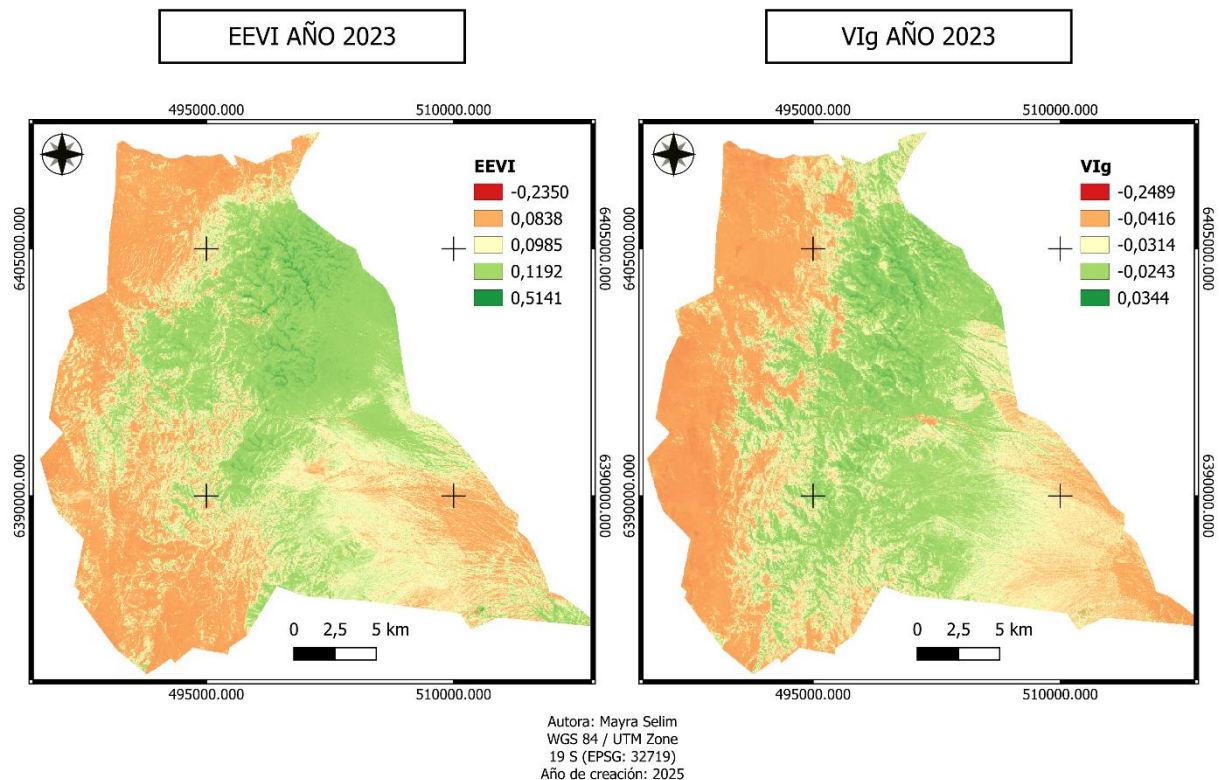


Figura 8: Índices espectrales EEVI (Índice Mejorado de Vegetación del Entorno) y Vlg (Índice de Vegetación en Luz Visible) correspondientes al año 2023.

4.2.4 Validación del modelo

La validación del modelo de predicción de COS evidenció una mejora progresiva en su desempeño conforme se analizaron los años más cercanos al presente (ver Tabla 11). Los valores más bajos de precisión se registraron en los años 2000, 2005 y 2010, con coeficientes

de determinación (R^2) bajos y errores relativamente altos. A partir de 2015, las métricas comenzaron a mostrar un comportamiento más estable y ajustado, alcanzando su mejor rendimiento en 2023, con un R^2 de 0,30, el menor error cuadrático medio (RMSE) y el menor error absoluto medio (MAE). Esta mejora podría atribuirse tanto a un mejor ajuste del modelo sobre los datos más recientes como a una mayor coherencia entre los valores observados de COS y los índices espectrales correspondientes a ese año.

Tabla 11: Validación del modelo de predicción de Carbono Orgánico del Suelo (COS) para los años 2000 a 2023. Fuente: Elaboración propia.

AÑO	R^2	RMSE	MAE
2000	0,0001	34,7	27,3
2005	0,011	33,2	26,1
2010	0,039	34,6	27,8
2015	0,12	21,2	16,4
2020	0,058	24,0	18,2
2023	0,297	18,7	12,9

4.3 Evolución temporal del COS (2000–2023)

Año 2000

El mapa resultante muestra un patrón de disminución del COS en sentido este-oeste, con los valores más elevados en las clases de vegetación del Monte (con máximos de 91,57 t/ha), valores intermedios en las clases de vegetación del Cardonal, y los más bajos en las clases correspondientes a la Puna (con mínimos de hasta 23,05 t/ha) (ver Figura 9).

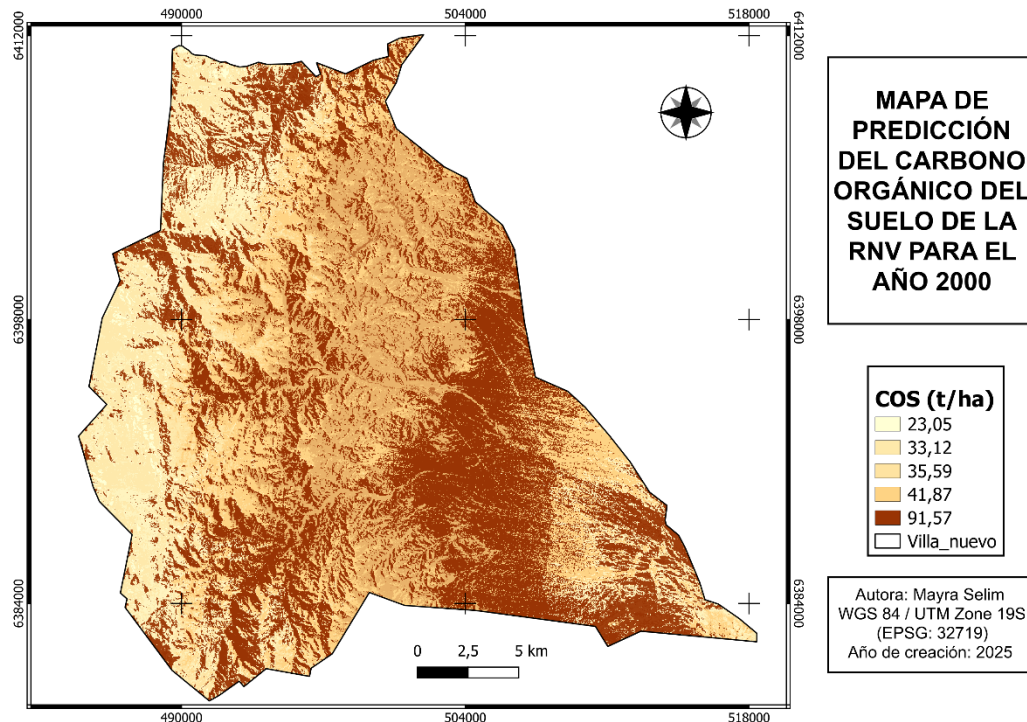


Figura 9: Mapa de predicción del Carbono Orgánico del Suelo para el año 2000.

Año 2005

El mapa (ver Figura 10) muestra una distribución espacial heterogénea, con valores más elevados en el sector centro-este y valores menores en el suroeste y noroeste, reflejando un gradiente de variación del COS a lo largo del área de estudio. También se observan los menores valores en la región de la Puna (23,05 t/ha).

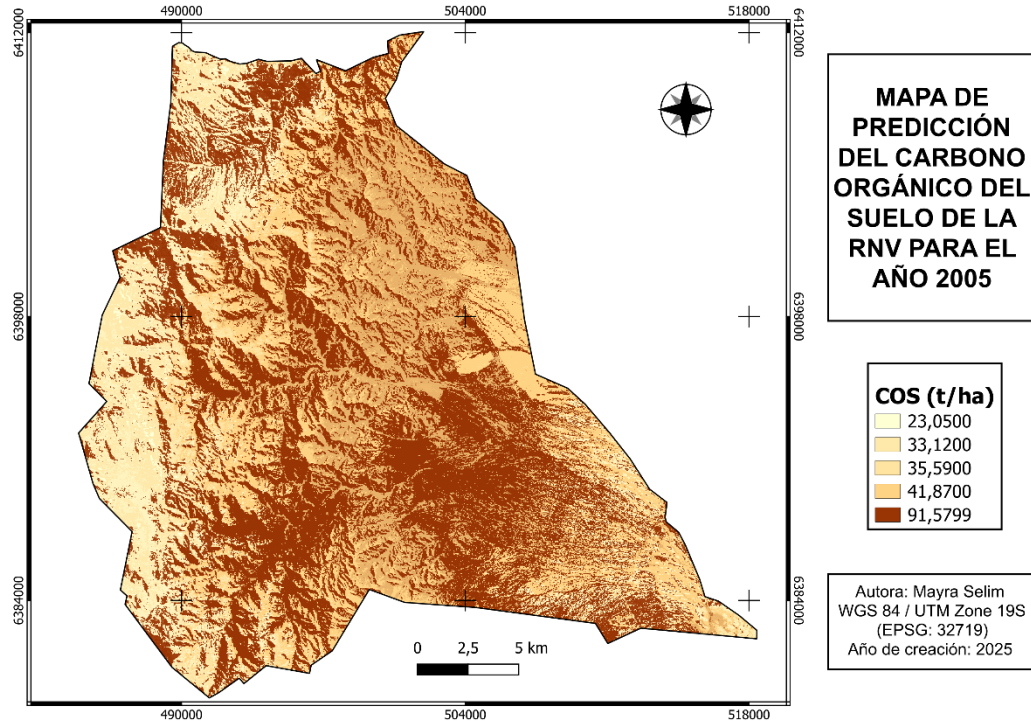


Figura 10: Mapa de predicción del Carbono Orgánico del Suelo para el año 2005.

Año 2010

Se observa, al igual que en años anteriores, una tendencia decreciente de este a oeste, con valores más altos de COS en el Monte (alrededor de 91 t/ha) y los más bajos en la Puna (cerca de 23 t/ha) (ver Figura 11).

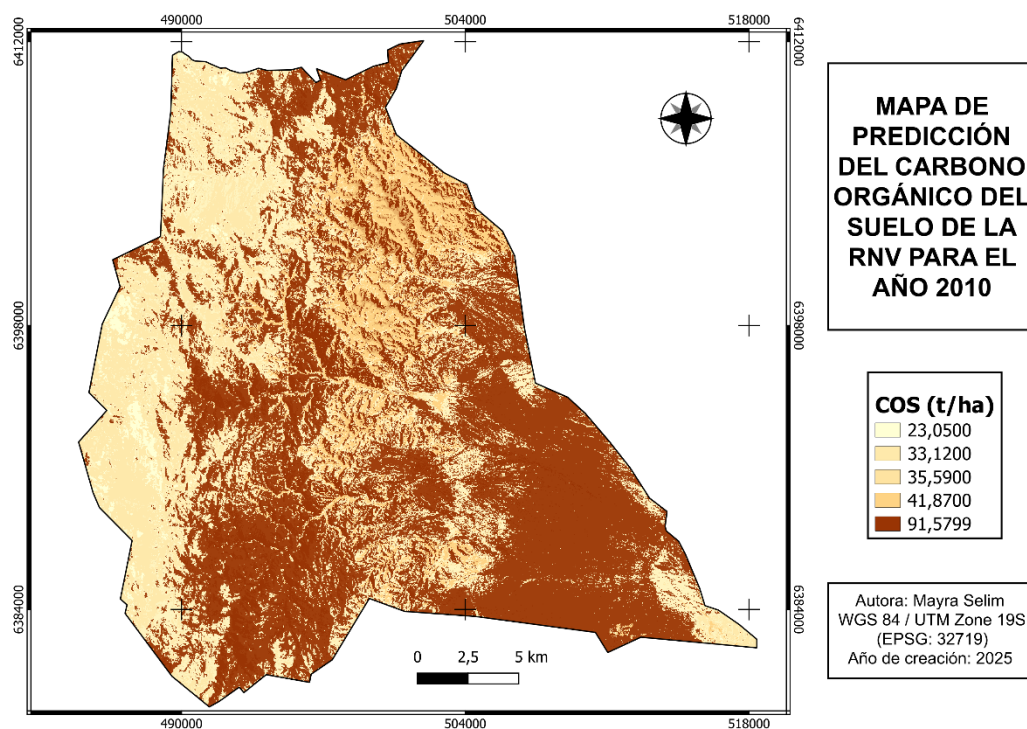


Figura 11: Mapa de predicción del Carbono Orgánico del Suelo para el año 2010.

Año 2015

A diferencia de años anteriores, se observa una mayor concentración de COS en el centro de la reserva, correspondiente al Cardonal, mientras que los valores son menores hacia los extremos este y oeste, Monte y Puna respectivamente (ver Figura 12).

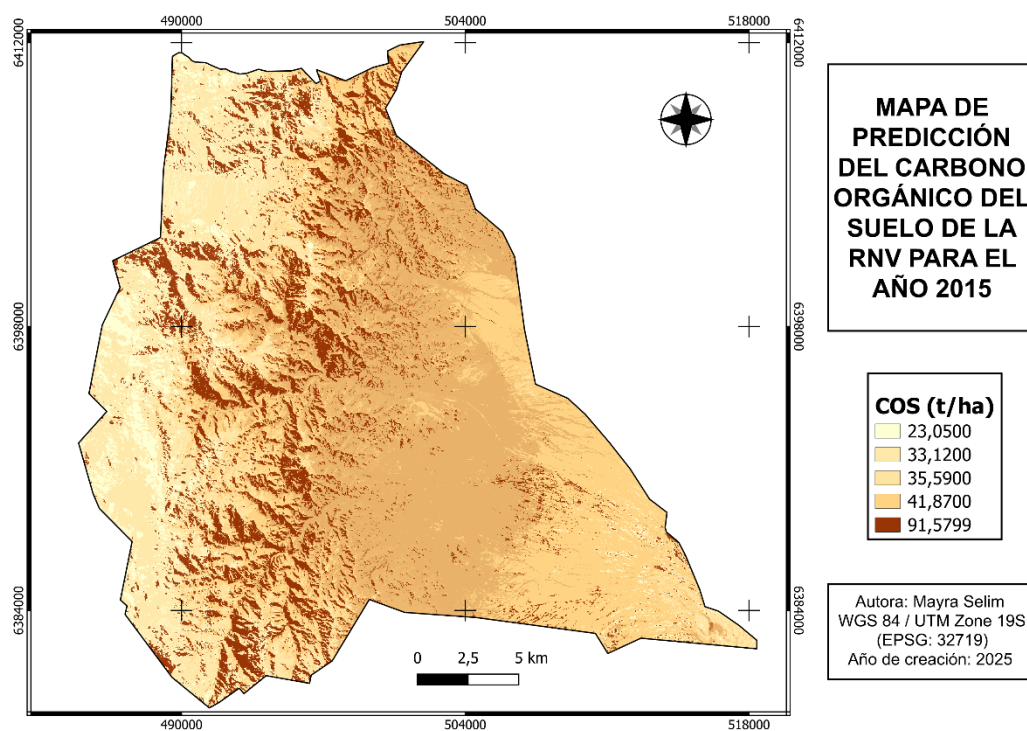


Figura 12: Mapa de predicción del Carbono Orgánico del Suelo para el año 2015.

Año 2020

Al igual que en 2015, se observa una mayor concentración de COS en el centro de la reserva, correspondiente al Cardonal, con un incremento notable hacia el sector sur. En contraste, los valores más bajos de COS se mantienen en los extremos este y oeste del área, representados por tonalidades más claras (ver Figura 13).

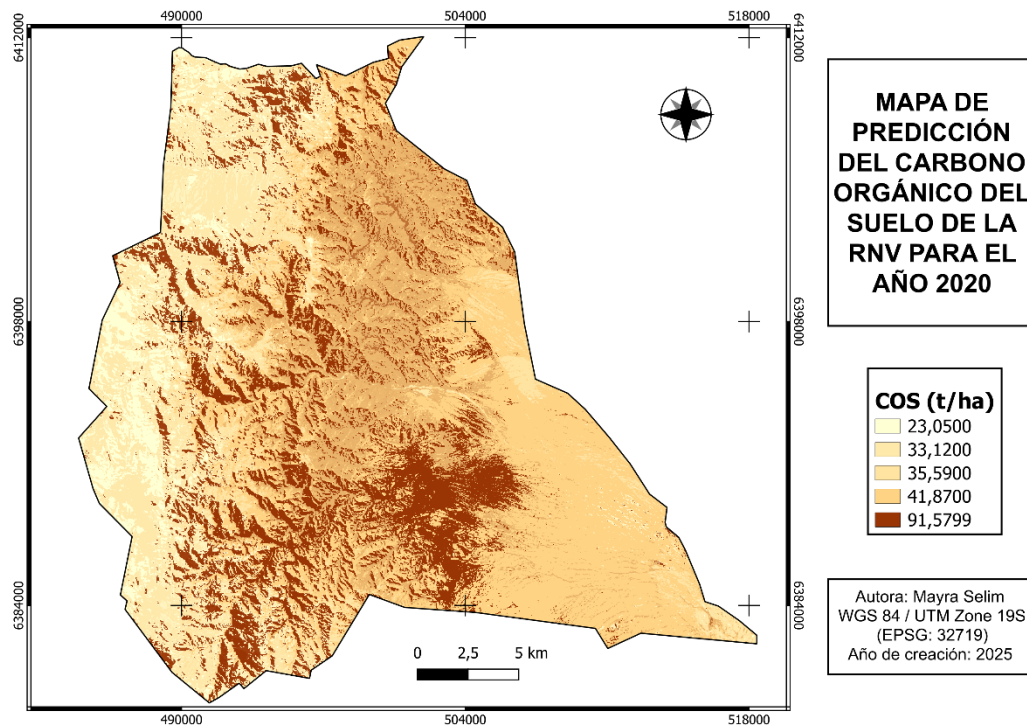


Figura 13: Mapa de predicción del Carbono Orgánico del Suelo para el año 2020.

Año 2023

El mapa correspondiente al año 2023 (ver Figura 14) revela una distribución heterogénea del COS en el área de estudio, con zonas que presentan valores notablemente bajos — representadas por las tonalidades marrones claras— coexistiendo con áreas de mayores contenidos, reflejadas en tonalidades marrones oscuras. En términos generales, se observa una mayor acumulación de COS en el sector central de la reserva, correspondiente a la provincia biogeográfica del Cardonal, y una leve tendencia al aumento hacia el noreste de la RNV.

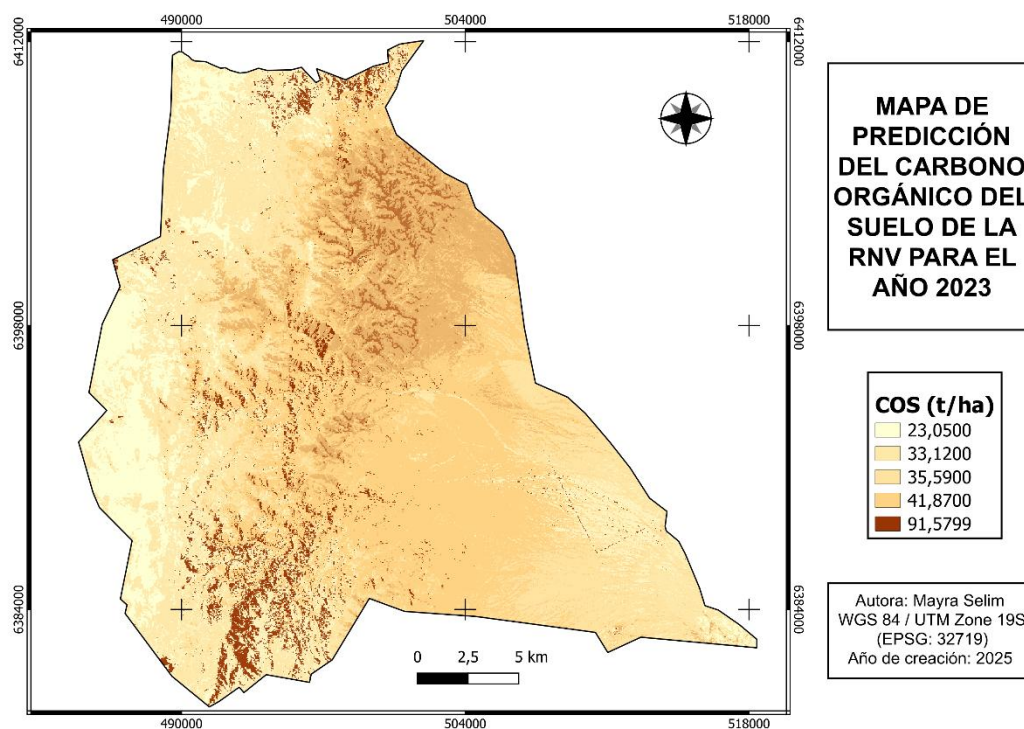


Figura 14: Mapa de predicción del Carbono Orgánico del Suelo para el año 2023.

A nivel global y a lo largo del período comprendido entre 2000 y 2023, se observa una tendencia decreciente en los valores medios de COS, que pasan de 60,76 t/ha en el año 2000 a 40,15 t/ha en 2023. Esta reducción en los valores medios estuvo acompañada por una disminución progresiva en la variabilidad (ver Tabla 12).

Tabla 12: Estadísticas descriptivas de las predicciones de COS (tn/ha) entre 2000 y 2023.

Año	Media	Desv Est	CV %
2000	60,76	25,53	42,02
2005	62,56	25,86	41,34
2010	61,88	28,49	46,04
2015	49,21	19,27	39,16
2020	50,13	21,73	43,35
2023	40,15	13,89	34,60

En los primeros años del periodo analizado, la dispersión de los datos era considerable, con una desviación estándar de 25,53 t/ha en 2000 y un coeficiente de variación del 42,02 %. Hacia 2023, la variabilidad se redujo notablemente, con una desviación estándar de 13,89 t/ha y un coeficiente de variación del 34,60 %. Estos resultados sugieren no sólo una disminución en los valores de COS, sino también una mayor homogeneidad en las estimaciones recientes (ver Figura 15).

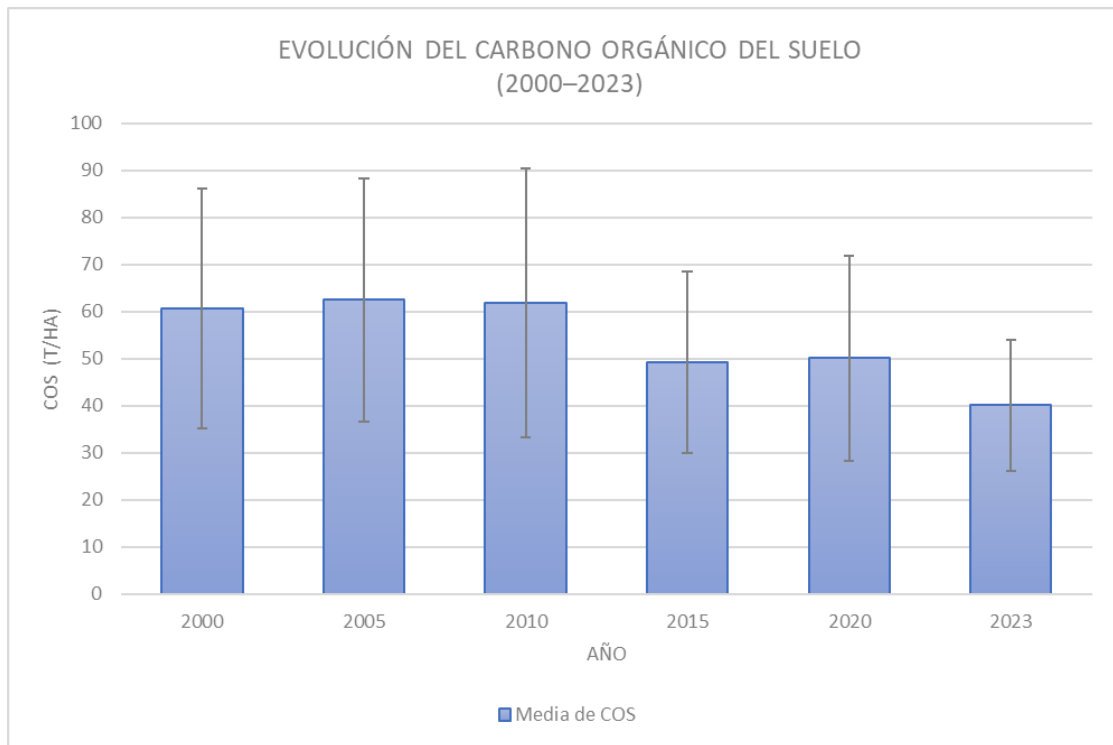


Figura 15: Evolución temporal del Carbono Orgánico del Suelo (COS) entre los años 2000 y 2023. Se muestra la media estimada para cada año y su correspondiente desviación estándar.

4.3.1 Contenido de COS según provincia biogeográfica

A lo largo del período evaluado (2000–2023), se evidencia una tendencia general decreciente en los valores medios de COS en las tres provincias biogeográficas analizadas: Monte, Cardonal y Puna (ver Tabla 13).

Tabla 13: Estadística descriptiva según la Provincia biogeográfica en el período comprendido entre los años 2000 y 2023.

Provincia Biogeográfica	Año	Media ± Desv. Est.	CV%
Monte	2000	72,50 ± 24,45	33,72%
	2005	66,87 ± 25,04	37,45%
	2010	74,06 ± 25,00	33,76%
	2015	47,13 ± 9,74	20,67%
	2020	49,55 ± 17,46	35,24%
	2023	38,98 ± 6,37	16,34%
Cardonal	2000	57,92 ± 24,07	41,56%
	2005	62,72 ± 25,41	40,51%
	2010	59,60 ± 28,40	47,65%
	2015	51,90 ± 21,72	41,85%
	2020	52,44 ± 23,14	44,13%
	2023	42,15 ± 15,87	37,65%
Puna	2000	41,42 ± 22,63	54,64%
	2005	45,42 ± 25,60	56,36%
	2010	36,27 ± 17,20	47,42%
	2015	34,13 ± 15,38	45,06%
	2020	32,69 ± 14,40	44,05%

	2023	27,61 ± 7,75	28,07%
--	------	--------------	--------

En la provincia del Monte, los valores de COS fueron notablemente altos en los primeros años, alcanzando un máximo de 74,06 t/ha en 2010 (desviación estándar: 25 t/ha, CV ≈ 34%). Para 2023, la media descendió a 38,98 t/ha, con una reducción significativa de la variabilidad (CV ≈ 16%).

En la Puna, se registraron de manera consistente los valores más bajos de COS, con un máximo de 45,42 t/ha en 2005 (desviación estándar: 25,6 t/ha, CV ≈ 56%) y una disminución hasta 27,61 t/ha en 2023, también con menor variabilidad interna (CV ≈ 28%).

Por su parte, el Cardonal mostró valores intermedios a lo largo del tiempo, con menor variación interanual. En 2023, esta provincia presentó la mayor media de COS (42,15 t/ha), con un CV ≈ 38%, lo que podría estar asociado a una mayor capacidad de secuestro de carbono por parte de las clases de vegetación presentes en esta unidad (ver Figura 16).

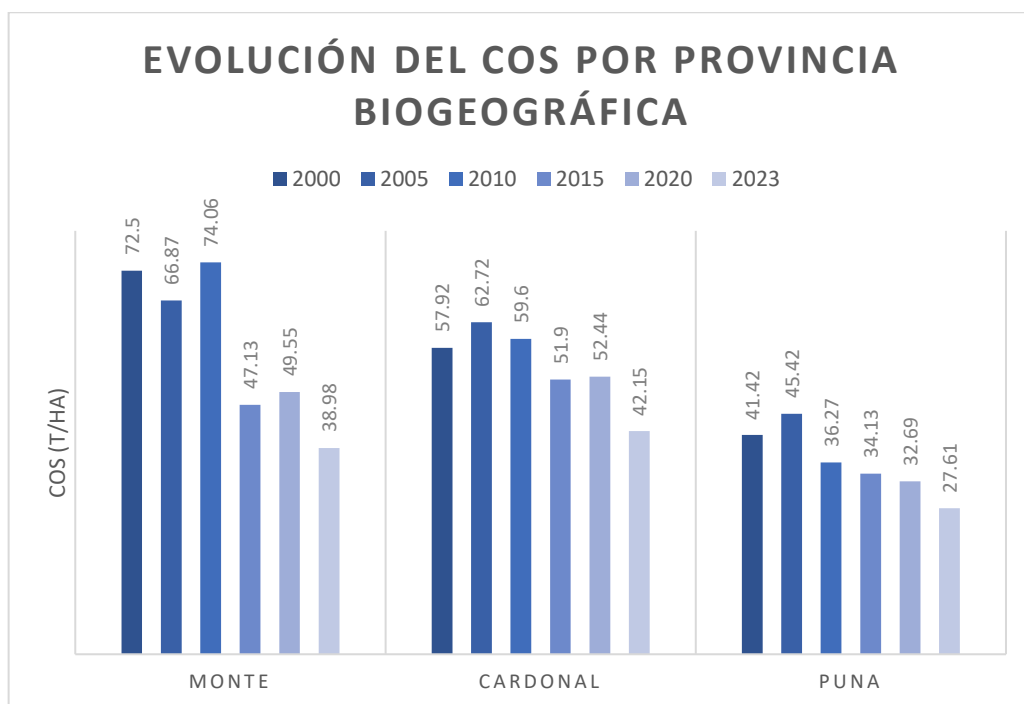


Figura 16: Estadísticas zonales del contenido de Carbono Orgánico del Suelo (COS) expresado en t/ha, según provincia biogeográfica y año de predicción. Fuente: Elaboración propia.

4.3.2 Contenido de COS según clase de vegetación

Se realizó el cálculo de la media de COS para cada clase de vegetación el año 2023. La clase 9 presenta el valor más alto, seguida por las clases 4 y 3. Las clases 2, 5, 6 y 8 muestran valores intermedios y similares entre sí. En cambio, las clases 1 y 7 presentan los valores más bajos, siendo la clase 7 la de menor contenido de COS (ver Figura 17).

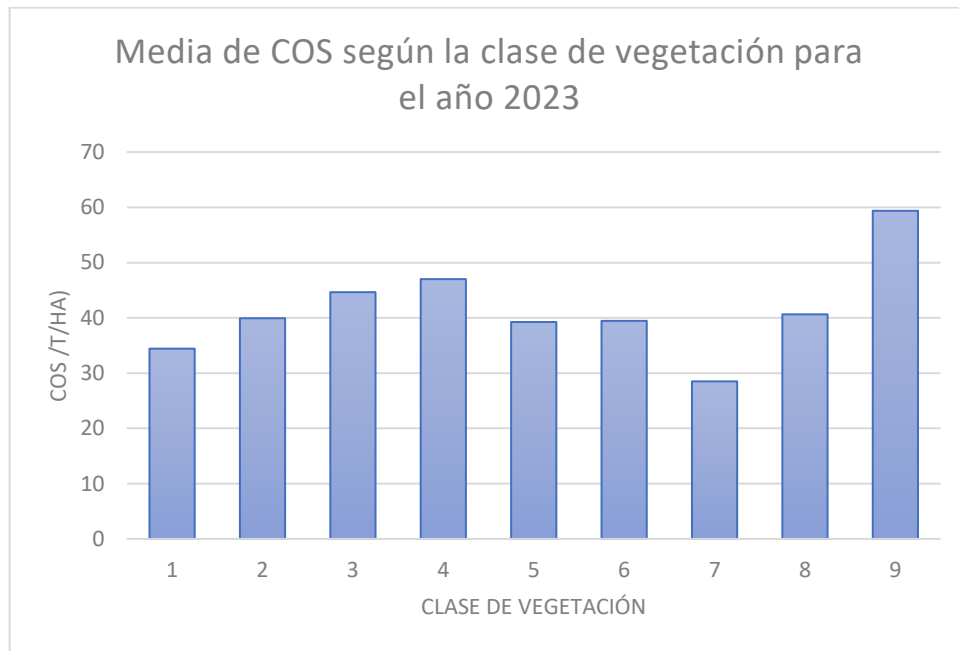


Figura 17: Media del contenido de Carbono Orgánico del Suelo (COS) expresado en t/ha, según la clase de vegetación correspondiente al año 2020.

4.4 Tasas de variación del contenido de COS (2000–2023)

En las Figuras 18 y 19 se presentan los mapas de tasas de variación porcentual de COS y la tasa de variación total para todo el período de estudio. A partir del análisis visual de los mapas generados, se evidencia una disminución porcentual generalizada del COS en el período comprendido entre 2000 y 2023. Esta tendencia negativa se manifiesta con mayor intensidad en la provincia biogeográfica del Monte, la cual presenta las mayores tasas de reducción. Le sigue en magnitud la provincia de la Puna. En contraste, la provincia del Cardonal muestra una menor afectación, destacándose por la presencia de tonalidades claras y verdosas que indican zonas con tasas de variación positivas, es decir, con un incremento en los valores de COS en determinados sectores del territorio.

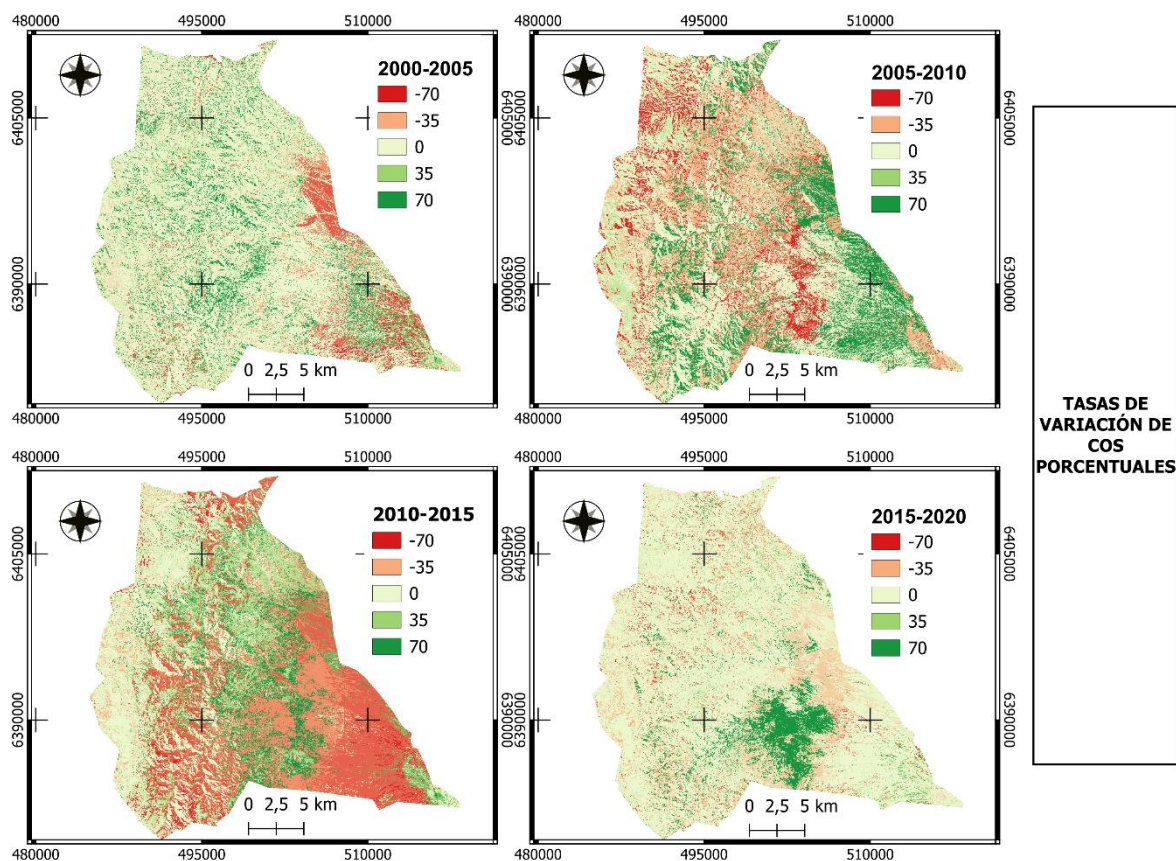


Figura 18: Tasas de variación porcentual del COS para los períodos comprendidos entre los años 2000-2005, 2005-2010, 2010-2015 y 2015-2020.

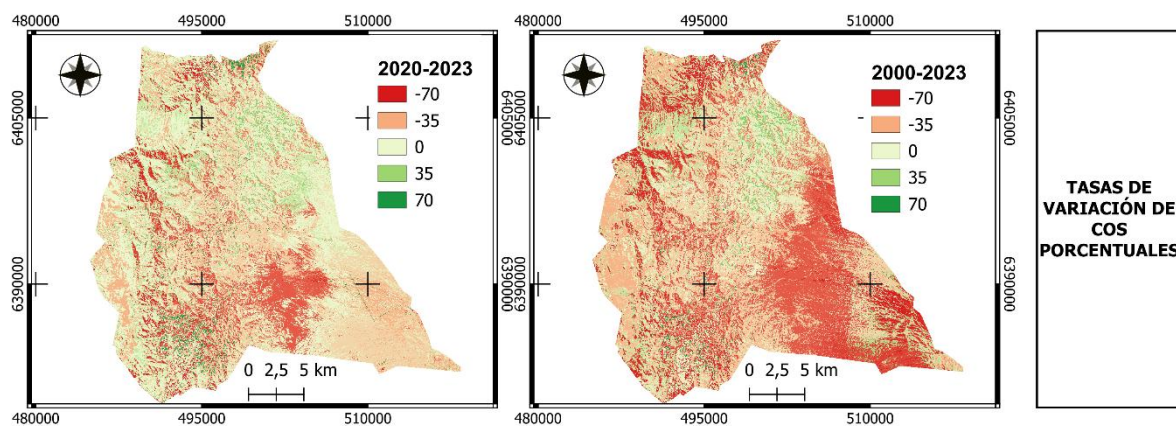


Figura 19: Tasa de variación porcentual del COS para el período comprendido entre los años 2020-2023 y la tasa de variación porcentual total desde el 2000 al 2023.

4.4.1 Estadísticas zonales para la tasa porcentual de variación total (2000–2023)

Como se muestra en la Tabla 14, las tres provincias biogeográficas presentan tasas de variación negativas, lo que indica una pérdida general de Carbono Orgánico del Suelo (COS) a lo largo del período analizado. Sin embargo, el Cardonal fue la provincia que mostró la menor pérdida porcentual de COS, mientras que el Monte resultó ser la más afectada en términos de reducción del COS entre los años 2000 y 2023.

Tabla 14: Tasa de variación media porcentual por provincia biogeográfica para el período comprendido entre los años 2000 y 2023.

Provincia Biogeográfica	Tasa de variación media (%)
Monte	-37,53
Cardonal	-18,38
Puna	-22,45

5. DISCUSIÓN

5.1 Interpretación de resultados

A nivel general, se observa una tendencia sostenida a la disminución del Carbono Orgánico del Suelo (COS) en todo el territorio analizado, con descensos particularmente marcados en los períodos 2010–2015 y 2020–2023. Estos intervalos coinciden con los cambios en los sensores satelitales utilizados (pasando del Landsat 5 al Landsat 8 y posteriormente al Landsat 9), lo cual podría haber influido en la sensibilidad espectral para detectar la cobertura vegetal, y, por ende, en la estimación del COS. Esta variabilidad podría estar asociada a las diferencias en la resolución radiométrica y en los rangos espectrales entre los distintos sensores, lo que afecta la capacidad de los índices espectrales para reflejar con precisión las condiciones de la superficie terrestre. La comparación detallada de las longitudes de onda de cada sensor puede consultarse en el Anexo 1 (Tabla 19). No obstante, las tendencias observadas coinciden con investigaciones previas (Ayala, 2019; Serrano, 2023; Cui et al., 2025) que indican la existencia de diferencias espaciales y temporales en la capacidad de captura de carbono, vinculadas tanto a factores ambientales como metodológicos.

En este contexto, la distribución del carbono acumulado en biomasa es significativa y está estrechamente relacionada con el carbono orgánico del suelo. Zivkovic et al. (2013) señalan que el 78,8 % del carbono se concentra en la vegetación del Monte, mientras que sólo el 21,2 % se asocia a la Puna, probablemente debido a las diferencias en productividad primaria y cobertura vegetal entre ambas regiones. Este estudio refleja lo anterior: entre 2000 y 2010, la provincia biogeográfica del Monte mostró los valores más altos de COS (de 72,45 t/ha en 2000 a 41,74 t/ha en 2010), aunque experimentó una drástica reducción a 38,98 t/ha en 2023. Esta disminución podría estar relacionada con el aumento en la frecuencia e intensidad de incendios forestales, los cuales afectan la estructura del suelo, la materia orgánica y la disponibilidad de nutrientes (Whelan, 1995; Dube, 2009; Denegri et al., 2014). En cambio, la Puna mantuvo valores más bajos en todos los años analizados (de 41,74 t/ha en 2000 a 27,61 t/ha en 2023), lo que puede atribuirse a sus condiciones climáticas extremas y su menor productividad biológica, factores que limitan la formación y retención de carbono orgánico en comparación con el Monte.

Dentro del Monte, se evidenció una caída abrupta en los valores de COS entre 2000 y 2005. Esta disminución puede atribuirse a los incendios forestales, que impactan el COS al liberar carbono a la atmósfera y alterar la materia orgánica superficial. Zivkovic et al. (2013) documentaron una superficie quemada de 18.834 ha en el año 2000 (equivalente al 9,4 % del Monte) y de 265 ha en 2005 (1,4 %). Complementariamente, Muñoz (2023), mediante la herramienta FIRMS (Fire Information for Resource Management), identificó otros eventos de incendios significativos en 2015 y 2020, lo cual explica las notables disminuciones de COS entre 2010 y 2020. Este patrón es respaldado por Torre-Azzaroni (2022), quien observó un

incremento de su superficie del 447 % en la clase "Incendio" entre 2000 y 2020, en detrimento de la vegetación nativa. Adicionalmente, Bilbao (2024) menciona que el fuego junto con el tránsito (4x4) son las amenazas que mayor superficie abarcan en la Reserva Natural Villavicencio, siendo el Monte una de las unidades más vulnerables debido a su alta exposición a estas perturbaciones.

En contraste, la provincia biogeográfica del Cardonal evidenció una mayor estabilidad en los valores de COS a lo largo del tiempo. Este comportamiento concuerda con lo reportado por Bilbao (2024), quien identificó al Cardonal como el área de mayor relevancia ecológica en relación con el servicio ecosistémico de secuestro de carbono. En concordancia con dicha afirmación, los resultados de este estudio muestran que en 2023 el Cardonal presentó el valor promedio más elevado de COS (42,15 t/ha), seguido por el Monte (38,98 t/ha) y la Puna (27,61 t/ha). Esta tendencia también se reflejó en las estadísticas zonales por clase de vegetación, donde las clases 4 y 9 —ambas correspondientes al Cardonal— registraron los valores más altos de COS en comparación con las clases de vegetación del Monte y la Puna. Asimismo, como se abordó en el marco teórico, Torre-Azzaroni (2022) documentó una expansión significativa del matorral cerrado de rosa mosqueta, cuya superficie aumentó de 648 ha en el año 2000 a 2.424 ha en 2020. Este incremento en su cobertura podría estar incidiendo en la dinámica del carbono edáfico, contribuyendo a los valores elevados de COS observados en el Cardonal.

El análisis de la tasa de variación acumulada entre los años 2000 y 2023 refuerza las tendencias previamente descritas. El Monte presenta los valores más negativos, lo que refleja una pérdida sostenida de COS durante más de dos décadas. En contraste, el Cardonal muestra un balance más estable a lo largo del tiempo y resulta ser la provincia biogeográfica menos afectada en comparación con el Monte y la Puna. Esta dinámica diferencial entre provincias destaca la influencia del tipo de vegetación y la recurrencia de perturbaciones, como los incendios, sobre los patrones espaciales y temporales del COS.

En conjunto, los resultados empíricos de este estudio no solo reflejan las tendencias espaciales y temporales en el contenido de COS, sino que también concuerdan con lo mencionado en el marco teórico. Tal como lo argumenta Lal (2004), la textura, estructura y estabilidad del suelo, junto con el tipo de vegetación y la frecuencia de disturbios, son determinantes clave en el secuestro de carbono, lo cual es consistente con la resiliencia observada en el Cardonal frente a la pérdida sostenida del Monte. En este sentido, la estabilidad del COS en la estepa arbustiva y el matorral cerrado de rosa mosqueta sugiere una interacción favorable entre condiciones edáficas y biológicas. Los aportes de Gaitán (2009) y Segura et al. (2005) refuerzan la importancia del tipo de cobertura vegetal leñosa y de la disponibilidad hídrica en la acumulación de materia orgánica, elementos que podrían explicar los valores más altos de COS en el Cardonal.

5.2 Implicancias metodológicas y limitaciones del modelo

La metodología empleada en este estudio representa un enfoque novedoso, ya que hasta el momento no se había desarrollado un modelo predictivo de COS específicamente adaptado a este territorio. Para el entrenamiento del modelo se utilizaron 55 puntos de muestreo obtenidos mediante campañas de campo. Si bien este conjunto de datos constituye un avance importante, su tamaño resulta acotado en relación con la extensión de la Reserva. En promedio, se dispuso de seis puntos por clase de vegetación, lo que dificulta captar plenamente la heterogeneidad espacial del área de estudio. Esta limitación podría explicar, al menos en parte, la menor capacidad de ajuste del modelo en los años anteriores.

A pesar de ello, el modelo permitió identificar tendencias espaciales y temporales relevantes, lo que lo convierte en una herramienta útil para apoyar procesos de toma de decisiones en

gestión y conservación. Asimismo, representa el primer intento de estimar el COS en la Reserva Natural Villavicencio a lo largo de un periodo extendido, desde el año 2000 hasta 2023, mediante el uso de técnicas de teledetección.

En cuanto a las variables espectrales seleccionadas, el modelo identificó al EEVI (Enhanced Environment Vegetation Index) y al VIg (Visible Green Vegetation Index) como predictores significativos del contenido de COS. El EEVI, que incorpora bandas del infrarrojo cercano y del rojo, ha demostrado ser sensible a variaciones en la vegetación en ambientes semiáridos, corrigiendo parcialmente los efectos del suelo y manteniendo estabilidad en coberturas intermedias (Cui et al., 2025). Por su parte, el VIg, que utiliza bandas visibles (verde y rojo), ha sido propuesto como una alternativa robusta al NDVI, particularmente en suelos desnudos o salinos, debido a su menor sensibilidad a las condiciones atmosféricas y al fondo edáfico (Gitelson et al., 2002; Liu et al., 2006). Ambos índices mostraron un buen desempeño en este estudio y se consideran adecuados para la estimación del COS mediante sensores remotos.

Finalmente, se reconoce la posibilidad de una sobreestimación de los valores de COS en ambientes como la Puna y el Cardonal, donde la proporción de grava superficial puede ser considerable. Dado que la grava no aporta materia orgánica, y su omisión podría inducir sesgos en las estimaciones. En base a observaciones de campo, se sugiere incorporar en futuras versiones del modelo un factor de corrección —por ejemplo, una proporción de grava estimada en 40 %— que permita ajustar los valores a condiciones más realistas.

5.3 Sugerencias para mejora del modelo e investigaciones futuras

Si bien este estudio empleó índices espectrales y datos de campo para modelar el COS, se reconoce la necesidad de complementar esta estrategia con variables adicionales en futuras investigaciones. Por ejemplo, la incorporación del porcentaje de grava como factor de corrección podría optimizar las estimaciones, dado que su exclusión puede llevar a una sobreestimación del volumen efectivo de suelo fino y, en consecuencia, del COS.

Se propone, asimismo, avanzar hacia un enfoque funcional en el modelado, que contemple variables topográficas de mayor complejidad capaces de representar con mayor fidelidad los procesos ecológicos y geomorfológicos que inciden en la dinámica del carbono edáfico (Corvalán, 2019; Ayala, 2019). En la misma línea, la integración de propiedades edáficas como la textura del suelo —tal como lo demuestra el estudio de Cui (2025)— podría aportar significativamente a la robustez del modelo, considerando que esta variable explica una proporción sustancial de la distribución del COS.

En relación con los datos satelitales utilizados, se recomienda considerar la variabilidad introducida por el uso de distintos sensores en análisis multitemporales. En este estudio se emplearon imágenes de Landsat 5, Landsat 8 y Landsat 9, todas pertenecientes a la colección Collection 2, Tier 1, Level 2, las cuales corresponden a productos de reflectancia de superficie corregida atmosféricamente mediante los algoritmos LEDAPS y LaSRC (USGS, 2021a). Esta colección incorpora mejoras sustanciales en la corrección geométrica y la calibración radiométrica intersensor (USGS, 2021b), lo que permite un alto grado de comparabilidad entre sensores. Sin embargo, persisten diferencias en la resolución radiométrica, la sensibilidad espectral y la posición de las bandas que pueden afectar la estabilidad de los índices espectrales empleados (Roy et al., 2016). Por ello, se sugiere que investigaciones futuras consideren técnicas de calibración cruzada intersensorial (Zhao et al., 2021), validación con sensores compatibles como Sentinel-2 (Claverie et al., 2018), o la utilización de índices espectrales robustos frente a diferencias entre sensores.

Finalmente, se sugiere explorar metodologías basadas en aprendizaje automático, como el algoritmo Random Forest, para el desarrollo de modelos multivariados más robustos. La combinación de datos de teledetección con variables edáficas, topográficas y climáticas, tal como lo evidencian los trabajos de Corvalán (2019) y Ayala (2019), permite generar predicciones más precisas y acordes con la complejidad territorial y las características del suelo, incluyendo su contenido de carbono.

6. CONCLUSIONES

En el presente estudio se evaluó la variabilidad espacial y temporal del COS en la Reserva Natural Villavicencio, durante el período comprendido entre los años 2000 y 2023. Para ello, se realizaron campañas de muestreo que permitieron obtener datos representativos de cada clase de vegetación correspondientes a las diferentes provincias biogeográficas, los cuales fueron analizados en laboratorio. Estos resultados se integraron con índices espectrales derivados de imágenes satelitales, permitiendo construir un modelo predictivo aplicado a seis momentos temporales: 2000, 2005, 2010, 2015, 2020 y 2023. El modelo fue validado y sus salidas se analizaron espacialmente por provincias biogeográficas y clases de vegetación mediante estadísticas zonales.

Los resultados obtenidos permiten confirmar que el COS varía según el tipo de vegetación presente y que estos valores han cambiado a lo largo del tiempo como reflejo de las transformaciones en el paisaje de la Reserva. Las diferencias espaciales y temporales observadas sugieren que el almacenamiento de carbono no depende únicamente de las características propias de cada comunidad vegetal, sino también de factores como los incendios en el monte o la expansión de especies como la rosa mosqueta, que alteran la dinámica natural del ecosistema.

El análisis por provincia biogeográfica mostró que la Puna mantuvo de forma consistente los valores más bajos de COS en todos los años, lo cual puede vincularse a sus condiciones de altitud y vegetación dominante de tipo pastizal como así también al no encontrarse afectadas por las clases modificadoras del paisaje (Rosa mosqueta e incendio). En contraste, la provincia del Monte presentó los valores más altos entre 2000 y 2010, especialmente en las clases de matorral, pero experimentó una disminución progresiva del COS a lo largo de todo el período de estudio. Esta tendencia descendente se asocia a la recurrencia de incendios forestales en dicha provincia biogeográfica.

En el Cardonal, en cambio, se observó mayor estabilidad temporal, alcanzando en 2023 los valores más altos de COS. Este comportamiento sugiere que, especies como la rosa mosqueta, que se encuentra en expansión, a pesar de tratarse de una especie exótica invasora, podría estar contribuyendo a estabilizar el almacenamiento de carbono en dicha zona.

Con miras a futuras investigaciones, se recomienda avanzar en la aplicación de modelos multivariados más robustos que integren variables adicionales, tales como variables climáticas y topográficas. En este estudio se asumió un porcentaje de grava del 0 %, lo cual podría haber generado una ligera sobreestimación de los valores de COS; por lo tanto, se sugiere incorporar esta variable en próximos muestreos.

Finalmente cabe destacar que la metodología resultó novedosa ya que no se contaba hasta el momento con un modelo predictivo de carbono orgánico del suelo específicamente adaptado a este territorio. Además, los mapas generados representan una herramienta potencialmente valiosa para la toma de decisiones en materia de conservación y manejo del



territorio, al proporcionar información que puede ser integrada en planes de gestión adaptativa dentro de áreas protegidas.

7. BIBLIOGRAFÍA

- Administración de Parques Nacionales. (2024). *Sistema Nacional de Áreas Protegidas*. <https://www.argentina.gob.ar/interior/parquesnacionales>
- Al-Qinna, M. I., & Jaber, S. M. (2013). Predicting soil bulk density using advanced pedotransfer functions in an arid environment. *Transactions of the ASABE*, 56(3), 963–976. <https://doi.org/10.13031/trans.56.9922>
- Ayala Izurieta, J. E. (2019). Mapeo digital de Carbono Orgánico del Suelo mediante imágenes satelitales y algoritmos de autoaprendizaje en el ecosistema Herbazal del Páramo, provincia de Chimborazo, Ecuador (Doctoral dissertation, Universidad Nacional de La Plata).
- Bilbao, M. D. (2024). *Análisis de riesgo ecológico en la Reserva Natural Villavicencio, Mendoza - Argentina* (Tesis de grado en Ingeniería en Recursos Naturales Renovables). Facultad de Ciencias Agrarias, Universidad Nacional de Cuyo.
- Bossio, D. A., Cook-Patton, S. C., Ellis, P. W., Fargione, J., Sanderman, J., Smith, P., Wood, S., Zomer, R. J., von Unger, M., Emmer, I. M., & Griscom, B. W. (2020). The role of soil carbon in natural climate solutions. *Nature Sustainability*, 3(5), 391–398. <https://doi.org/10.1038/s41893-020-0491-z>
- Brady, N. C., & Weil, R. R. (2002). *The nature and properties of soils* (13^a ed.). Pearson Education.
- Breiman, L., Friedman, J. H., Olshen, R. A., & Stone, C. J. (1984). *Classification and Regression Trees*. Chapman and Hall/CRC.
- Canaza, D. (2022). Modelamiento espacial para la estimación de reservas de carbono orgánico del suelo en el Altiplano Puno, Microcuenca Pacasmayo, Choquehuanca de la provincia de Azángaro, Perú [Tesis de maestría].
- Claverie, M., Ju, J., Masek, J. G., Dungan, J. L., Vermote, E. F., Roger, J. C., ... & Roy, D. P. (2018). The Harmonized Landsat and Sentinel-2 surface reflectance data set. *Remote Sensing of Environment*, 219, 145–161. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.09.002>
- Convención sobre la Diversidad Biológica. (2022). Decisión 15/4. Marco Mundial de Biodiversidad de Kunming-Montreal. Conferencia de las Partes del Convenio sobre la Diversidad Biológica, Decimoquinta reunión – Parte II, Montreal, Canadá, 7-19 de diciembre de 2022. <https://www.cbd.int/article/cop15-final-text-kunming-montreal-gbf-221222>
- Corvalán, Francisco Martín. (2019). Variación del contenido de materia orgánica en suelos agrícolas de Guaymallén desde 1963 a 2018, utilizando machine learning: (Tesina de grado). Mendoza, Universidad Nacional de Cuyo. Facultad de Ciencias Agrarias. <https://bdigital.uncu.edu.ar/16665>.



- Cui, Z., Chen, S., Hu, B., Wang, N., Feng, C., & Peng, J. (2025). Mapping Soil Organic Carbon by Integrating Time-Series Sentinel-2 Data, Environmental Covariates and Multiple Ensemble Models. *Sensors*, 25(7), 2184.
- Dalmasso, A.D., E. Martinez C, F.Videla y M. De Lugan, 1995. Las Áreas Protegidas. Su relación con la conservación. *Mendoza Ambiental* 267-276.
- Dalmasso, Antonio D.; Martinez Carretero, Eduardo; Videla, F.; Puig, Silvia; Candia, R. Reserva Natural Villavicencio (Mendoza, Argentina). Plan de Manejo Multequina, núm. 8, 1999, pp. 11-50
- Davies, B. E. (1974). Loss-on-ignition as an estimate of soil organic matter. *Soil Science Society of America Journal*, 38(1), 150-151.
- Denegri, A., Toranzo, L., Rubenacker, A., Campitelli, P., & Karlin, M. (2014). Efecto de los incendios forestales sobre las propiedades del suelo. *Nexo Agropecuario*, 2(1-2), 10-14.
- Di Rienzo, J. A., Casanoves, F., Balzarini, M. G., González, L., Tablada, M., y Robledo, Y. C. (2011). InfoStat versión 2011. Grupo InfoStat, FCA, Universidad Nacional de Córdoba, Argentina. URL [http://www. Infostat. com. ar](http://www.infostat.com.ar), 8, 195-199.
- Dube, F. (2009). *Forest Fires: An Introduction to Wildland Fire Behavior, Management, Firefighting and Forest Fire Ecology*. Nova Science Publishers.
- Dudley, N. (Ed.). (2008). Directrices para la aplicación de las categorías de gestión de áreas protegidas. IUCN. <https://doi.org/10.2305/IUCN.CH.2008.PAPS.2.es>.
- EOS Data Analytics, Inc. (2023, 27 de octubre). Bandas de Landsat 8. EOS. Recuperado de <https://eos.com/es/blog/bandas-landsat-8/>
- European Space Agency. (n.d.). *Sentinel-2 MSI - Technical Guide*. Copernicus Open Access Hub. Recuperado el 17 de junio de 2025, de <https://sentinels.copernicus.eu/web/sentinel/user-guides/sentinel-2-msi/resolutions/spatial>
- Evaluación de los Ecosistemas del Milenio (EM). (2005). *Ecosystems and human well-being: Synthesis*. Island Press.
- Franzmeier, D. P., Lemme, G. D., & Miles, R. J. (1985). Organic carbon in soils of north central United States. *Soil science society of America journal*, 49(3), 702-708.
- Fundación Villavicencio. (2018a). Plan de Gestión: Reserva Natural y Sitio Ramsar Villavicencio. Tomo I: Conocimiento del Área.
- Gaitán, J. J. (2009). Topografía, pastoreo y vegetación como factores de control de la concentración y patrón espacial de carbono edáfico en la Estepa Patagónica [Tesis de maestría, Universidad Nacional de Luján].
- Gaitán, J. J., Wingeyer, A. B., Peri, P., Moavro, E., Peralta, G., Fritz, F., Berhongaray, G., et al. (2023). Mapa de almacenamiento de C en los suelos de la República Argentina. AAPRESID, CREA, INTA, Secretaría de Agricultura, Ganadería y Pesca de la Nación.



- Gitelson, A. A., Merzlyak, M. N. (2002c). "Quantifying chlorophyll content in plant leaves by reflectance at visible wavelengths: A new approach to remote sensing of plant physiological status." *Remote Sensing of Environment*, 82(2-3), 299-307.
- Gitelson, A., Kaufman, Y. J., Stark, R., & Rundquist, D. (2002). Vegetation and soil lines in visible spectral space: A concept and technique for remote estimation of vegetation fraction. *International Journal of Remote Sensing*, 23(13), 2537-2562.
- Gobierno de Mendoza. (2024). *Áreas Naturales Protegidas*. Secretaría de Ambiente y Ordenamiento Territorial. <https://www.mendoza.gov.ar/ambiente/>
- Huete, A. R. (1988). A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment*, 25(3), 295-309.
- Huete, A., Didan, K., Miura, T., Rodriguez, E. P., Gao, X., & Ferreira, L. G. (2002). Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, 83(1-2), 195-213.
- Instituto Geográfico Nacional de España. (2018). El programa Copernicus aplicado a la producción y gestión de la información geoespacial: El componente espacio Copernicus (Specific Grant Agreement number: 2018/SI2.810140/04). [Archivo PDF]. Recuperado de https://www.ign.es/web/resources/docs/IGNCnig/actividades/OBS/Programa_Marco_Copernicus_User_Uptake/3_componente_espacio_Copernicus.pdf
- Intergovernmental Panel on Climate Change. (2023). *Climate Change 2023: Synthesis Report. Contribution of Working Groups I, II and III to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change* [H. Lee & J. Romero (Eds.)]. IPCC.
- Jamalabad, M. S., & Abkar, A. A. (2004). A new spectral index for remote sensing of urban and bare lands. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Vol. XXXV-B7.
- James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2013). *An Introduction to Statistical Learning with Applications in R*. Springer.
- Jiang, Z., Huete, A. R., Didan, K., & Miura, T. (2008). Development of a two-band enhanced vegetation index without blue band. *Remote Sensing of Environment*, 112(10), 3833-3845.
- Kane, D. (2015). Carbon sequestration potential on agricultural lands: A review of current science and available practices.
- Key, C. H., & Benson, N. C. (2006). Landscape assessment of the fire severity and vegetation recovery using multi-temporal satellite imagery: the Cedar Fire case study. *Remote Sensing of Environment*, 103(3), 399-411.
- Lal, R. (2004). Soil carbon sequestration impacts on global climate change and food security. *science*, 304(5677), 1623-1627.
- Laterra, P., Orúe, M. E., & Booman, G. C. (2011). Servicios ecosistémicos, conceptos, métodos y aplicaciones para el ordenamiento territorial. *Revista Ecosistemas*, 20(1), 70-80.



- Lillesand, T., Kiefer, R. W., & Chipman, J. (2015). *Remote sensing and image interpretation* (7th ed.). Wiley.
- Liu, Q., Liu, G., Yang, Y., Liu, P., & Huang, J. (2006). Identifying the breeding areas of locusts in the Yellow River estuary using Landsat ETM+ imagery. In Q. Tong, W. Gao, & H. Guo (Eds.), *Remote Sensing of the Environment: 15th National Symposium on Remote Sensing of China* (Vol. 6200, pp. 62000G-1–62000G-6). SPIE. <https://doi.org/10.1117/12.681291>
- Martínez Carretero, E. (ed.). (2006). *Diversidad biológica y cultural de los Altos Andes Centrales de Argentina: línea de base de la Reserva Biósfera San Guillermo, San Juan*. Primera edición.
- Martínez, E., Fuentes, J. P., & Acevedo, E. (2008). Carbono orgánico y propiedades del suelo. *Revista de la ciencia del suelo y nutrición vegetal*, 8(1), 68-96.
- Mastrantonio, L., Perez Valenzuela, B. R., & Maffei, J. (2012). *Evaluación de funciones de pedotransferencia en suelos del Valle de Uco, Mendoza*. Cátedra de Edafología, Departamento de Ingeniería Agrícola, Facultad de Ciencias Agrarias, Universidad Nacional de Cuyo.
- McFeeters, S. K. (1996). The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. *International Journal of Remote Sensing*, 17(7), 1425–1432.
- Muñoz, Florencia Macarena. (2023). Estudio de la ocurrencia de incendios en la Reserva Natural Villavicencio utilizando herramientas de teledetección: (Tesina de grado). Mendoza, Universidad Nacional de Cuyo. Facultad de Ciencias Agrarias <https://bdigital.uncu.edu.ar/19803>.
- Nijensohn, L. (1971). Clasificación textural en función de la capacidad hídrica de saturación. En Corporación del Río Dulce (Ed.), *Clasificación y estudios de suelos en el área del proyecto del Río Dulce* (pp. 188). Santiago del Estero, Argentina.
- Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura (FAO). (2017). Carbono orgánico del suelo: El potencial oculto. FAO.
- Pardos, J. A. (2010). Los ecosistemas forestales y el secuestro de carbono ante el calentamiento global. Instituto Nacional de Investigación y Tecnología Agraria y Alimentaria (INIA).
- Paruelo, J.M. 2008. La caracterización funcional de ecosistemas mediante sensores remotos. *Ecosistemas* 17(3):4-22.
- Pouladi, N., Gholizadeh, A., Khosravi, V., & Borůvka, L. (2023). Digital mapping of soil organic carbon using remote sensing data: A systematic review. *Catena*, 232, 107409.
- Puig, S., Videla, F., Martínez-Carretero, E., Dalmasso, A., Durán, V., Cortegoso, V., Lucero, G., Carminati, A., & Moreno, D. (2008). Plan de manejo para la Reserva Villavicencio. Período 2009-2013. IADIZA-CONICET, Gobierno de Mendoza, Fundación Vida Silvestre Argentina.



- Richardson, D. M., Pyšek, P., Rejmánek, M., Barbour, M. G., Dane Panetta, F., & West, C. J. (2000). Naturalization and invasion of alien plants: concepts and definitions. *Diversity and Distributions*, 6(2), 93-107.
- Ríos, H., H. F., & Vargas, O. (2003). Ecología de las especies invasoras. *Pérez-Arbelaezia*, (14), 119–148. <https://perezarbelaezia.jbb.gov.co/index.php/pa/article/view/101>
- Rodgers, J. L., & Nicewander, W. A. (1988). Thirteen ways to look at the correlation coefficient. *The American Statistician*, 42(1), 59-66.
- Roig, F. y E. Martinez Carretero, 1998. La vegetación puneña en la provincia de Mendoza, Argentina. *Phytocoenologia* 28 (4): 565-608.
- Rouse, J. W., Haas, R. H., Schell, J. A., & Deering, D. W. (1974). Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. In *Third Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium* (Vol. 1, pp. 309-317). NASA SP-351.
- Roy, D. P., Li, J., Zhang, H., Yan, L., Huang, H., Li, Z., & Kovalskyy, V. (2016). Examination of the Landsat-8 OLI radiometric performance using historical Landsat data. *Remote Sensing of Environment*, 185, 57–70. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.07.034>
- Schillaci, C., Acutis, M., Lombardo, L., Lipani, A., Fantappie, M., Märker, M., & Saia, S. (2017). Spatio-temporal topsoil organic carbon mapping of a semi-arid Mediterranean region: The role of land use, soil texture, topographic indices and the influence of remote sensing data to modelling. *Science of the total environment*, 601, 821-832.
- Segura-Castruita, M. A., Sánchez-Guzmán, P., Ortiz-Solorio, C. A., & del Carmen Gutiérrez-Castorena, M. (2005). Carbono orgánico de los suelos de México. *Terra Latinoamericana*, 23(1), 21-28.
- Smith, P., & Powlson, D. S. (2003). Considerations for including soil carbon in inventories and mitigation strategies. *Nutrient Cycling in Agroecosystems*, 67(1), 5-14.
- Stevenson, F. J. (1994). *Humus chemistry: Genesis, composition, reactions* (2nd ed.). John Wiley & Sons. https://books.google.com/books/about/Humus_Chemistry.html?id=7kCQch_YKoMC
- Stokey, A. R., Wulder, M. A., & Nelson, T. A. (2016). Quantifying burn severity in Canadian boreal forests using the Normalized Burn Ratio 2 (NBR2). *Canadian Journal of Remote Sensing*, 42(4), 316–329.
- Svriz, M., Damascos, M. A., Zimmermann, H., & Hensen, I. (2013). The exotic shrub *Rosa rubiginosa* as a nurse plant: Implications for the restoration of disturbed temperate forests in Patagonia, Argentina. *Forest Ecology and Management*, 289, 234–242. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2012.09.037>
- Torre Azzaroni, María Luisina. (2022). Dinámica del paisaje de la reserva natural y Sitio Ramsar Villavicencio: (Mendoza, Argentina) durante el período 2000-2020 [Tesis de grado]. Mendoza, Universidad Nacional de Cuyo. Facultad de Ciencias Agrarias.
- U.S. Geological Survey. (2021). *Landsat 9 Science Users Handbook*. United States Department of the Interior. Recuperado de <https://www.usgs.gov/media/files/landsat-9-band-designations>



- Ugbaje, S. U., Karunaratne, S., Bishop, T., Gregory, L., Searle, R., Coelli, K., & Farrell, M. (2024). Space-time mapping of soil organic carbon stock and its local drivers: Potential for use in carbon accounting. *Geoderma*, 441, 116771. [2]
- UNEP-WCMC & IUCN. (2025). World Database on Protected Areas (WDPA) [Dataset]. Protected Planet. <https://www.protectedplanet.net/en/thematic-areas/wdpa>
- USGS. (2021a). Landsat Collection 2 Level-2 Science Products. United States Geological Survey. <https://www.usgs.gov/landsat-missions/landsat-collection-2-level-2-science-products>
- USGS. (2021b). *Collection 2 Overview*. United States Geological Survey. <https://www.usgs.gov/landsat-missions/landsat-collection-2>
- USGS. (n.d.-b). *Landsat 8*. U.S. Geological Survey. Recuperado de <https://www.usgs.gov/landsat-missions/landsat-8>
- USGS. (n.d.-j). *Landsat 5*. U.S. Geological Survey. Recuperado de <https://www.usgs.gov/landsat-missions/landsat-5>
- Walkley, A & IA Black. 1934. An examination of Degtjareff method for determining soil organic matter and a proposed modification of the chromic acid titration method. *Soil Sci.* 37: 29-38.
- Wang, B., Waters, C., Orgill, S., Gray, J., Cowie, A., Clark, A., & Li Liu, D. (2018). High resolution mapping of soil organic carbon stocks using remote sensing variables in the semi-arid rangelands of eastern Australia. *Science of the Total Environment*, 630, 367-378.
- Whelan, R. J. (1995). *The ecology of fire*. Cambridge University Press.
- Wilson, E. R., & Sader, S. A. (1990). The use of the thematic mapper middle infrared band for forest disturbance detection. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 56(9), 1275–1280.
- Yang, R. M., Ma, Z. M., & Tang, G. P. (2018). Estimating soil organic carbon using vegetation indices: A review. *Geoderma*, 329, 168-181.
- Yescas-Coronado, Pedro, Álvarez-Reyna, Vicente P., Segura-Castruita, Miguel Ángel, González-Cervantes, Guillermo, García-Carrillo, Mario, Hernández-Hernández, Vicente. (2018). Análisis temporal del contenido de carbono orgánico del suelo en una región árida de México. *Revista mexicana de ciencias agrícolas*, 9(6), 1181-1191. <https://doi.org/10.29312/remexca.v9i6.1583>
- Zhao, F., Huang, H., & Roy, D. P. (2021). Radiometric cross-calibration of Landsat-8 and Sentinel-2 top of atmosphere reflectance data over North America. *Remote Sensing of Environment*, 264, 112573. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2021.112573>
- Zhao, Q., Yu, L., Li, X., Peng, D., Zhang, Y., & Gong, P. (2021). Progress and trends in the application of Google Earth and Google Earth Engine. *Remote Sensing*, 13(18), 3778. <https://doi.org/10.3390/rs13183778>
- Zivkovic, L., Martínez-Carretero, E. E., Dalmaso, A. D., Almirón, M. G. (2013). Carbono acumulado en la biomasa vegetal de la Reserva de Villavicencio (Mendoza-Argentina).

8. ANEXO

Anexo I: Tablas adicionales

Resultados del COS por punto de muestreo

Tabla 15: Puntos de muestreo de suelos (WGS 84 - UTM Zone 19S [EPSG: 32719]) y contenido de COS según clase de vegetación.

ID	Este	Norte	Clase de vegetación	COS (t/ha)
1	516172	6382227	1	42,6
2	516145	6382271	1	36,2
3	516115	6382801	1	51,3
4	516046	6382598	1	30,4
5	511919	6384254	1	27,9
6	510887	6385814	1	23,7
7	509289	6390382	1	21,3
8	508441	6390439	2	35,8
9	507493	6392876	2	29,4
10	506087	6395152	2	32,8
11	502541	6394783	3	46,9
12	505618	6401425	3	38,6
13	501660	6391427	3	35,7
14	505967	6396752	8	54,3
15	504905	6395621	8	31,0
16	504105	6399003	8	29,7
17	503824	6397649	4	57,5
18	503988	6399675	3	58,2
19	504998	6400790	4	38,5
20	505852	6403241	3	66,4
21	504000	6398920	3	52,9
22	492407	6387197	4	91,6
23	495281	6399926	4	55,2
24	495094	6399227	4	54,9
25	502299	6411721	4	45,7
26	498288	6404853	4	103,7
27	498300	6404841	4	82,6
28	498324	6404836	4	16,5
29	495539	6401590	5	72,6
30	495337	6401441	5	28,6
31	495265	6401155	5	47,3
32	496637	6404735	5	26,0
33	496665	6404747	5	30,8

34	496610	6404716	5	25,1
35	490323	6387420	6	94,7
36	490331	6387486	6	81,6
37	495516	6402049	6	24,7
38	495528	6401749	6	56,0
39	494870	6403777	6	33,5
40	494908	6403780	6	31,1
41	494838	6403804	6	36,6
42	489392	6405919	7	21,5
43	488715	6383737	7	29,9
44	487858	6390155	7	19,6
45	485777	6392025	7	19,6
46	493268	6405999	7	40,1
47	497632	6402037	9	41,9
48	497765	6402037	9	66,4
49	497698	6401996	9	47,0
50	499670	6402474	9	38,8
51	498369	6402744	9	78,2
52	498389	6402783	9	73,1
53	500191	6401497	9	35,2
54	498471	6402829	9	80,0
55	500215	6401486	9	75,0

Resultado de la conversión de a COS y cálculo de la DAp

Tabla 16: Tabla de datos obtenidos de laboratorio, conversión a COS (g%g) y resultados del cálculo de la DAp. Fuente: Elaboración propia.

ID	MO g%g	COS g%g	VS (ml/100g)	Arena g%g	DAp (t/m3)
1	4,65	2,7	96	52,36	1,58
2	4,03	2,34	100	47,4	1,55
3	6,72	3,9	120	22,6	1,32
4	3,36	1,95	100	47,4	1,56
5	2,91	1,69	92	57,32	1,65
6	2,52	1,46	96	52,36	1,62
7	2,05	1,19	80	72,2	1,79
8	4,2	2,44	108	37,48	1,47
9	3,98	2,31	128	12,68	1,27
10	4,33	2,51	124	17,64	1,31
11	7,14	4,14	140	0	1,13
12	4,31	2,5	100	47,4	1,55
13	3,59	2,08	84	67,24	1,72
14	6,33	3,67	104	42,44	1,48
15	3,25	1,89	92	57,32	1,64



16	3,36	1,95	104	42,44	1,52
17	6,72	3,9	104	42,44	1,48
18	7	4,06	108	37,48	1,43
19	4,08	2,37	92	57,32	1,63
20	8,28	4,8	112	32,52	1,38
21	6,72	3,9	116	27,56	1,36
22	11,98	6,95	116	27,56	1,32
23	8,03	4,66	132	7,72	1,19
24	7,71	4,47	128	12,68	1,23
25	5,14	2,98	100	47,4	1,53
26	12,46	7,23	104	42,44	1,43
27	11,87	6,88	128	12,68	1,2
28	1,68	0,97	92	57,32	1,69
29	9,1	5,28	112	32,52	1,38
30	3,75	2,18	124	17,64	1,32
31	6,16	3,57	120	22,6	1,32
32	3,01	1,75	108	37,48	1,49
33	3,36	1,95	98	49,88	1,58
34	2,37	1,37	76	77,16	1,82
35	11,02	6,39	100	47,4	1,48
36	10,28	5,96	112	32,52	1,37
37	2,63	1,53	96	52,36	1,62
38	6,72	3,9	108	37,48	1,44
39	3,36	1,95	84	67,24	1,72
40	3,18	1,84	88	62,28	1,69
41	4,3	2,49	108	37,48	1,47
42	2,12	1,23	84	67,24	1,75
43	2,98	1,73	84	67,24	1,73
44	1,88	1,09	80	72,2	1,8
45	1,8	1,04	72	82,12	1,88
46	4,15	2,41	88	62,28	1,67
47	5,6	3,25	124	17,64	1,29
48	9,1	5,28	124	17,64	1,26
49	5,76	3,34	112	32,52	1,41
50	4,71	2,73	112	32,52	1,42
51	9,55	5,54	108	37,48	1,41
52	8,4	4,87	100	47,4	1,5
53	3,62	2,1	88	62,28	1,68
54	12,61	7,31	164	0	1,09
55	8,4	4,87	96	52,36	1,54

Coeficientes de correlación de Pearson

Tabla 17: Coeficientes de correlación de Pearson entre índices espectrales y valores de COS y probabilidad (p - valor). Los índices que presentan la terminación de la letra L fueron los índices de Landsat y los que presentan la terminación en S pertenecen a Sentinel. Fuente: Elaboración propia.

	COS	EEVI_L	EVI2_L	NBR2_S	NDMI_S	NDVI_L	RVI_L	COS-INTA	SAVI_L	Vlg_L	Vlg_S	WDRVI_L	NBR2_L
COS	1	0,015	0,015	0,026	0,007	0,015	0,015	0,007	0,015	0,001	0,001	0,015	0,004
EEVI_L	0,327	1,000	0,000	0,000	0,633	0,000	0,000	0,013	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
EVI2_L	0,327	1,000	1,000	0,000	0,623	0,000	0,000	0,013	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
NBR2_S	0,301	0,786	0,784	1,000	0,763	0,000	0,000	0,109	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
NDMI_S	-0,363	0,066	0,068	0,042	1,000	0,633	0,606	0,028	0,633	0,015	0,131	0,609	0,313
NDVI_L	0,327	1,000	1,000	0,786	0,066	1,000	0,000	0,013	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
RVI_L	0,327	0,999	1,000	0,779	0,071	0,999	1,000	0,012	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
COS-INTA	0,357	0,332	0,334	0,218	-0,296	0,332	0,337	1,000	0,013	0,009	0,084	0,012	0,002
SAVI_L	0,327	1,000	1,000	0,786	0,066	1,000	0,999	0,332	1,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Vlg_L	0,441	0,711	0,710	0,601	-0,327	0,711	0,709	0,349	0,711	1,000	0,000	0,000	0,000
Vlg_S	0,418	0,728	0,727	0,654	-0,206	0,728	0,724	0,235	0,728	0,905	1,000	0,000	0,000
WDRVI_L	0,327	0,999	1,000	0,780	0,071	0,999	1,000	0,336	0,999	0,710	0,725	1,000	0,000
NBR2_L	0,385	0,816	0,814	0,901	-0,138	0,816	0,811	0,415	0,816	0,656	0,713	0,811	1,000

Tabla de autovectores de componentes principales

Tabla 18: Tabla de autovectores del análisis de componentes principales. Fuente: Elaboración propia.

Autovectores		
Variables	e1	e2
BI	-0,28	-0,30
EEVI	0,31	-0,10
EVI2	0,32	-0,10
NDMI	0,22	0,64
NDVI	0,31	-0,10
NDWI	-0,29	-0,11
RVI	0,32	-0,09
SAVI	0,31	-0,10
Vig	0,22	-0,43
WDRVI	0,32	-0,09
NBR2	0,26	-0,33
NBR	0,28	0,37

Comparación de los rangos espectrales por banda para Landsat 5, 8 y 9

Tabla 19: Comparación de rangos espectrales por banda entre Landsat 5 TM, Landsat 8 OLI y Landsat 9 OLI-2. Fuente: USGS - Landsat (s.f.).

Banda	Landsat 5 TM (nm)	Landsat 8 OLI (nm)	Landsat 9 OLI-2 (nm)
Azul	450 – 520	452 – 512	452 – 512



Verde	520 – 600	533 – 590	525 – 600
Rojo	630 – 690	636 – 673	630 – 680
NIR	760 – 900	851 – 879	845 – 885
SWIR 1	1550 – 1750	1566 – 1651	1560 – 1660
SWIR 2	2080 – 2350	2107 – 2294	2100 – 2300

Media de COS según la clase de vegetación para el año 2023

Tabla 20: Media de COS (t/ha) según la clase de vegetación para el año 2023.

Clases de vegetación	Número	2023
Arbustal abierto de <i>L. cuneifolia</i> acompañado de <i>B. retama</i>	1	34,43
Matorral abierto de <i>L. cuneifolia</i>	2	39,93
Matorral cerrado de <i>L. divaricata</i>	3	44,65
Estepa arbustiva piso inferior	4	47,01
Estepa subarbustiva piso superior	5	39,25
Estepa subarbustiva ecotono	6	39,46
Pastizal natural de altura	7	28,51
Estepa arbustiva post-incendio	8	40,64
Matorral cerrado de rosa mosqueta	9	59,38

Anexo II: Figuras adicionales

Índices espectrales calculados para el año 2023

Landsat 9

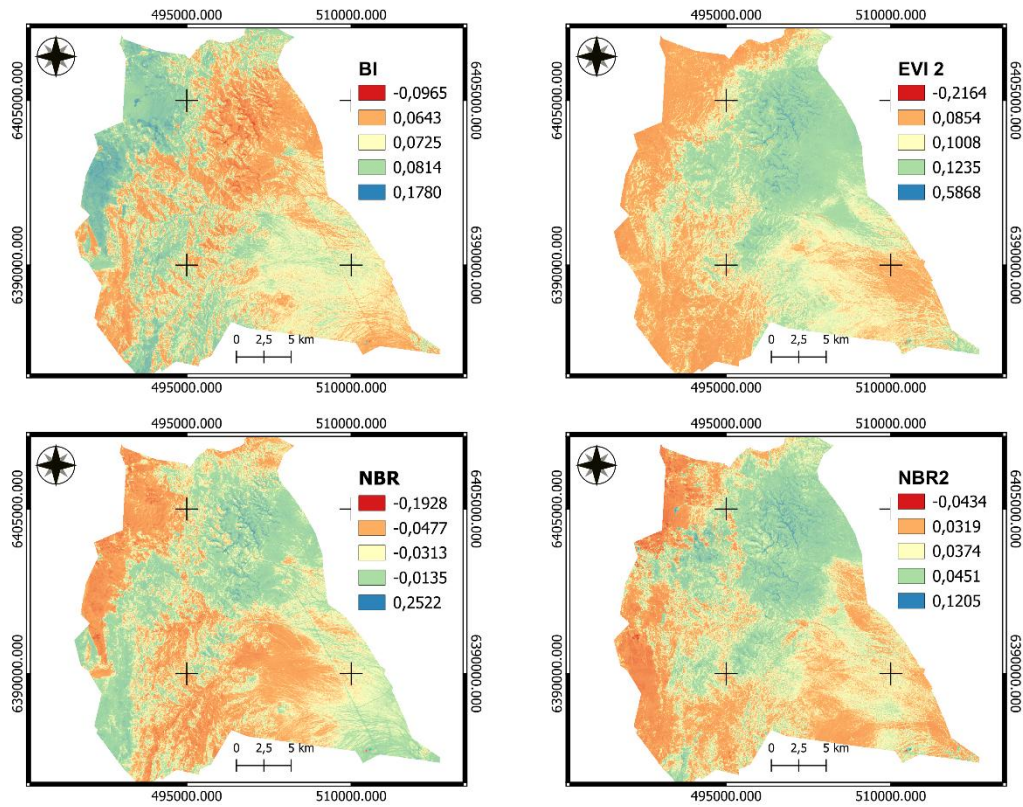


Figura 20: Mapa de los índices espectrales BI (Índice de Suelo Desnudo), EVI2 (Índice de Vegetación Mejorado 2), NBR (Índice Normalizado de Quemado) y NBR2 (Índice Normalizado de Quemado 2), calculados a partir de imágenes del satélite Landsat 9. Fuente: Elaboración propia.

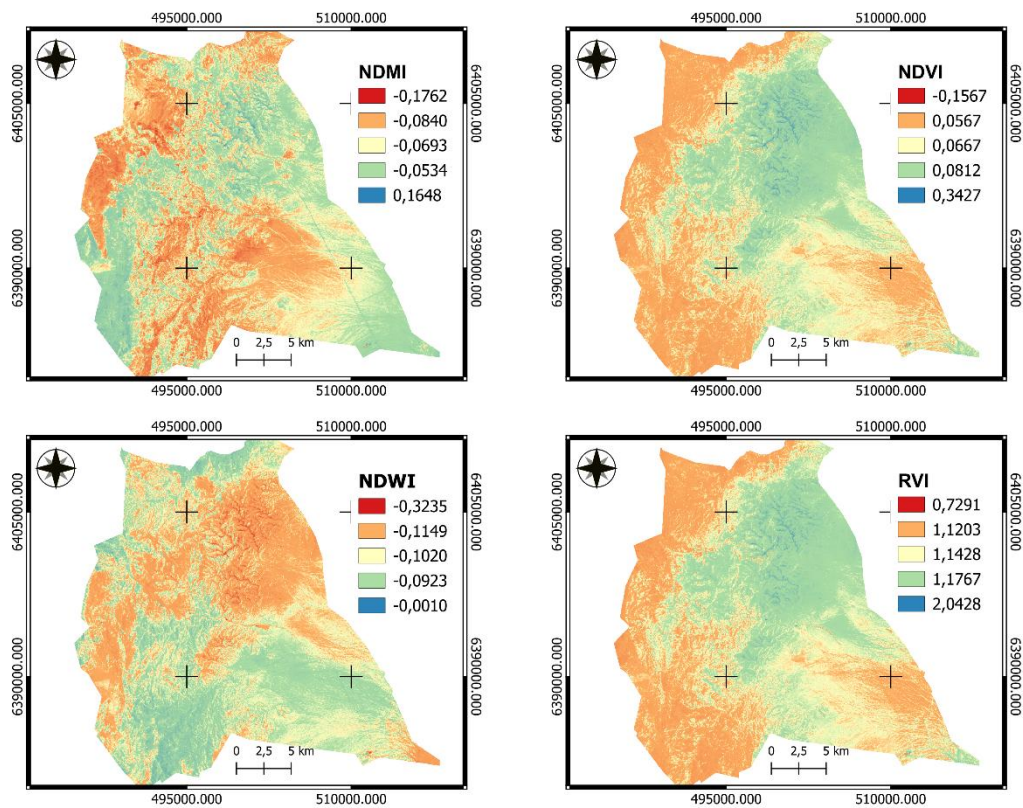


Figura 21: Mapa de los índices espectrales NDMI (Índice de Humedad de diferencia Norm.), NDVI (Índice de Vegetación Norm), NDWI (Índice de Dif Norm del Agua) y RVI (Índice de Vegetación de simple Ratio), calculados a partir de imágenes del satélite Landsat 9. Fuente: Elaboración propia.

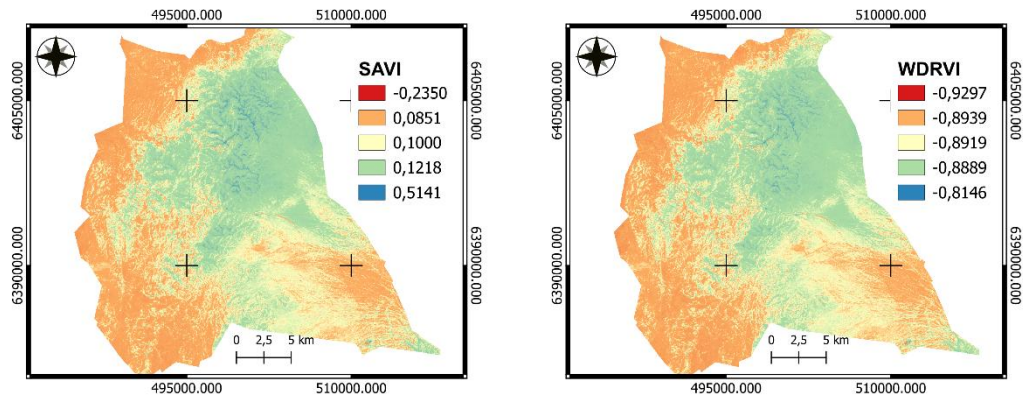


Figura 22: Mapa de los índices espectrales SAVI (Índice de Vegetación ajustado con el suelo), WDRVI (Índice de Vegetación de Amplio Rango Dinámico), calculados a partir de imágenes del satélite Landsat 9. Fuente: Elaboración propia.

Sentinel-2

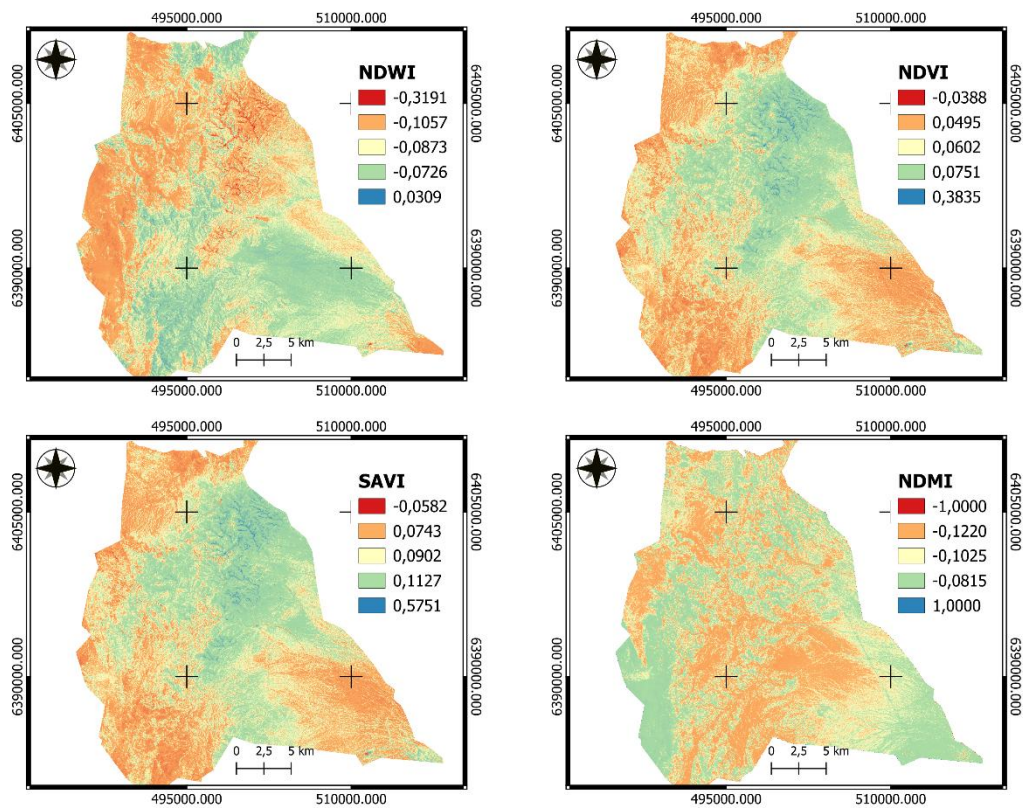


Figura 23: Mapa de los índices espectrales NDWI (Índice de Dif Norm del Agua), NDVI (Índice de Vegetación Norm), NDMI (Índice de Humedad de diferencia Norm.) y SAVI (Índice de vegetación ajustado con el suelo) calculados a partir de Sentinel-2. Fuente: Elaboración propia.

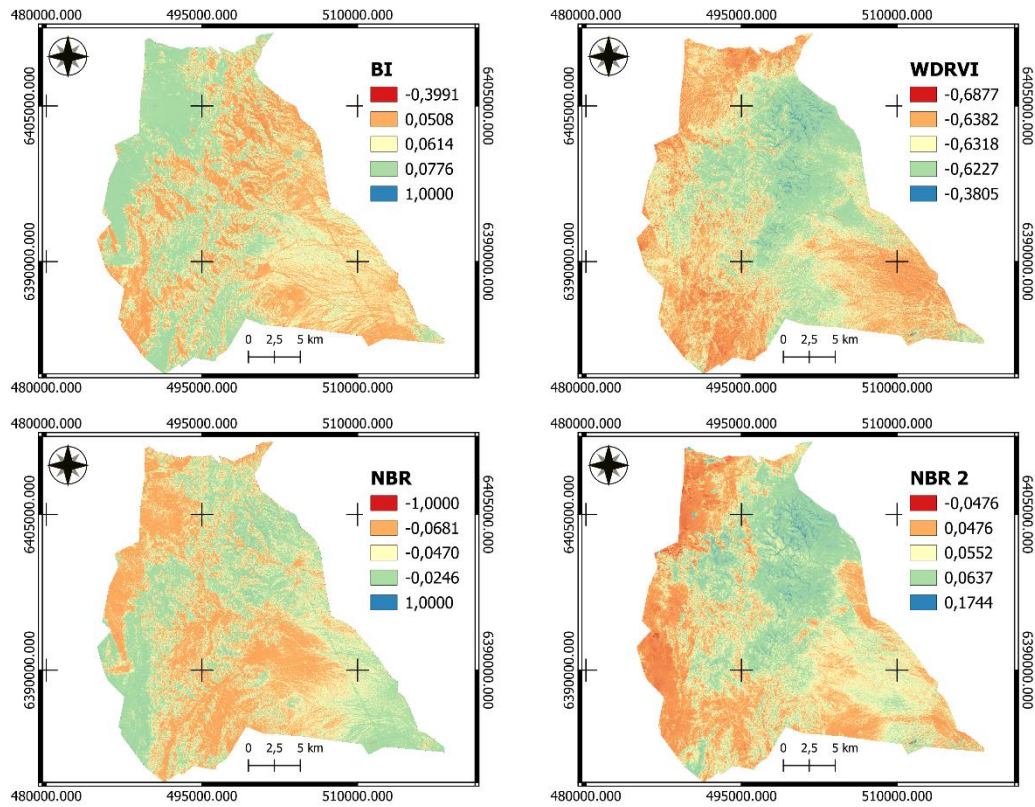


Figura 24: Mapa de los índices espectrales BI (Índice de Suelo Desnudo), WDRVI (Índice de Vegetación de Amplio Rango Dinámico), NBR (Índice Normalizado de Quemado) y NBR2 (Índice Normalizado de Quemado 2), calculados a partir de Sentinel-2. Fuente: Elaboración propia.

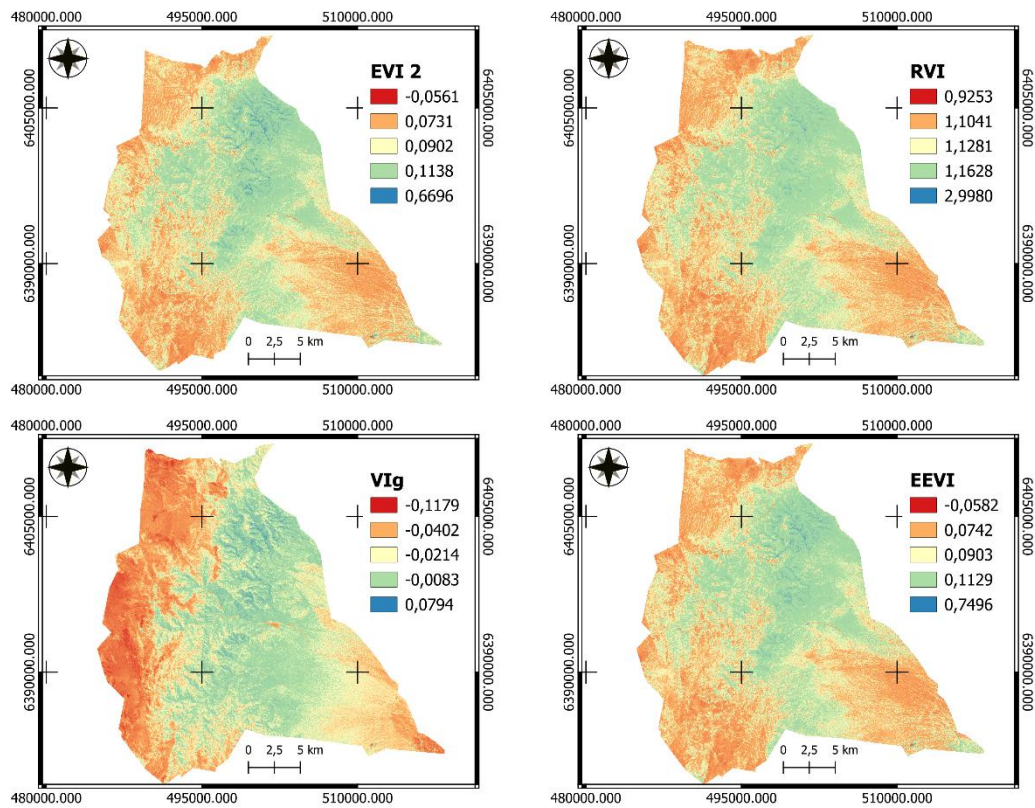


Figura 25: Mapa de los índices espectrales EVI 2 (Índice de Vegetación Mejorado), RVI (Índice de Vegetación de Razón), VIg (Índice de Vegetación en Luz Visible) y EEVI (Índice Mejorado de Vegetación del Entorno), calculados a partir de Sentinel-2. Fuente: Elaboración propia.

Índices espectrales para los años anteriores

2000

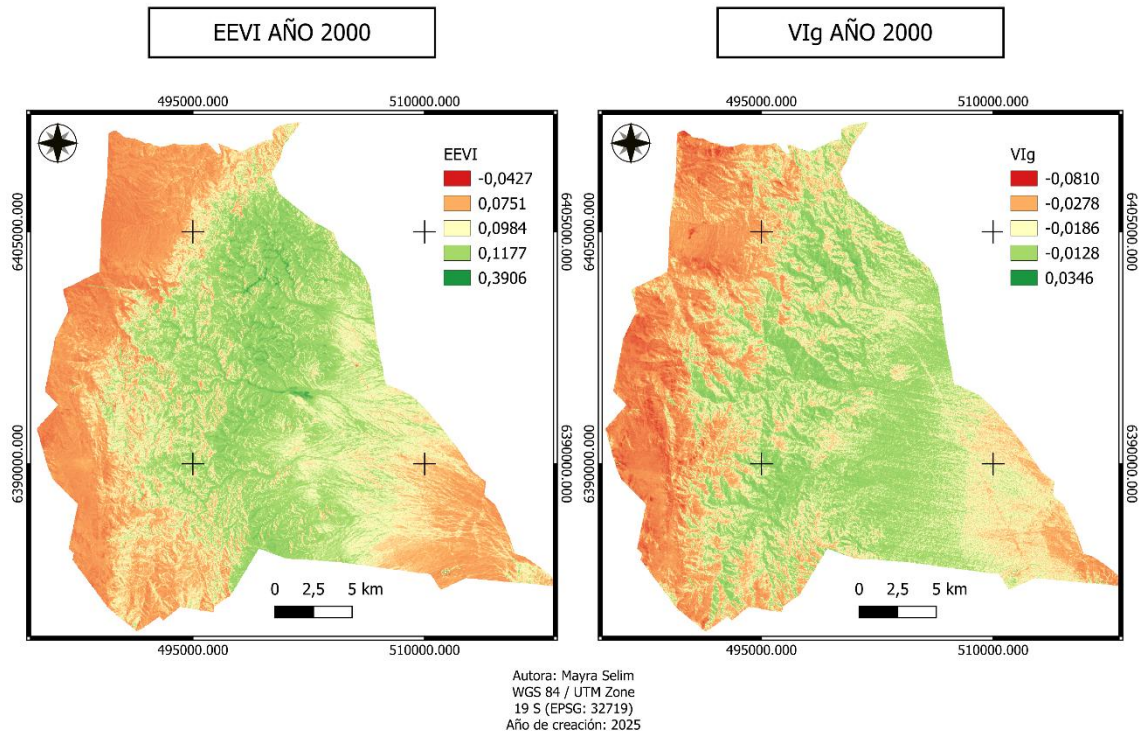


Figura 26: Mapa de Índices espectrales EEVI (Índice Mejorado de Vegetación del Entorno) y VIg (Índice de Vegetación en Luz Visible), calculados a partir de Landsat 5 para el año 2000. Fuente: Elaboración propia.

2005

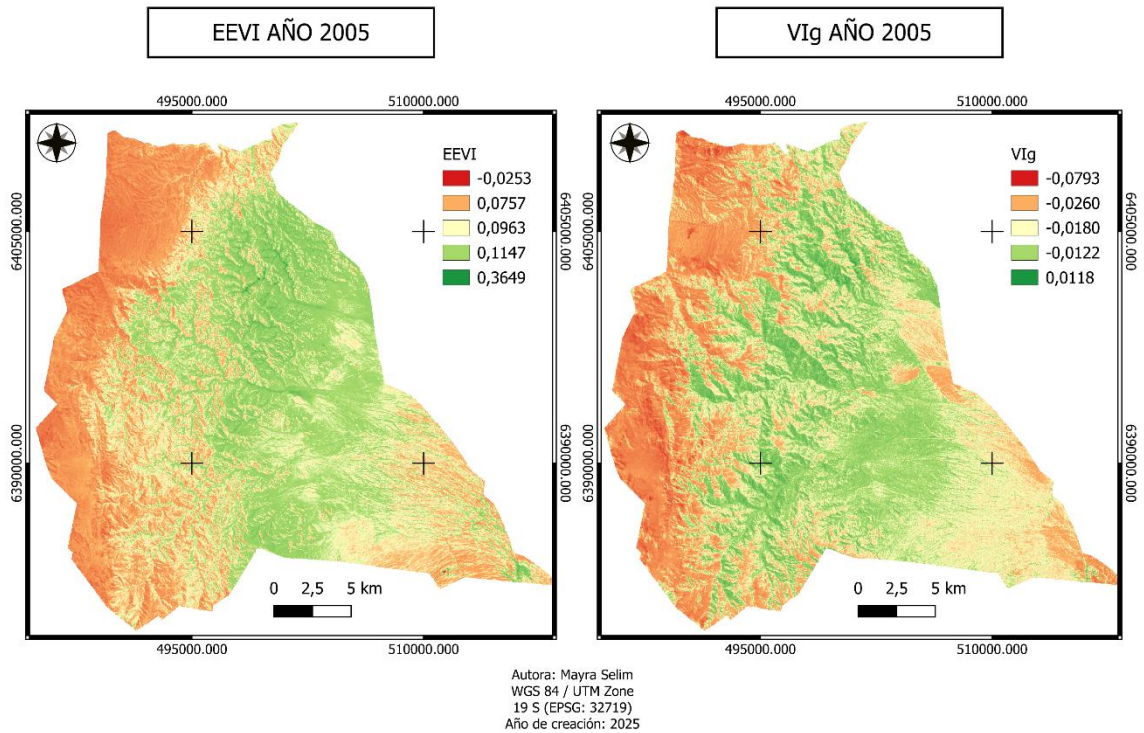


Figura 27: Mapa de Índices espectrales EEVI (Índice Mejorado de Vegetación del Entorno) y VIg (Índice de Vegetación en Luz Visible), calculados a partir de Landsat 5 para el año 2005. Fuente: Elaboración propia.

2010

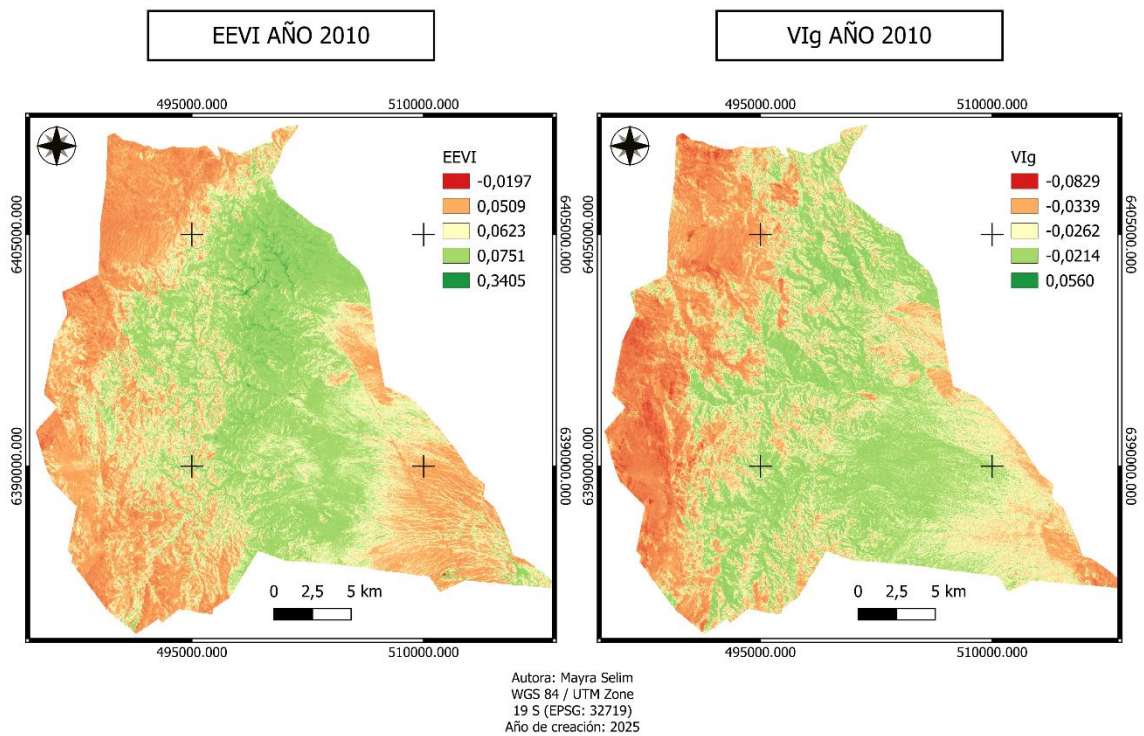


Figura 28: Mapa de Índices espectrales EEVI (Índice Mejorado de Vegetación del Entorno) y VIg (Índice de Vegetación en Luz Visible), calculados a partir de Landsat 5 para el año 2010. Fuente: Elaboración propia.

2015

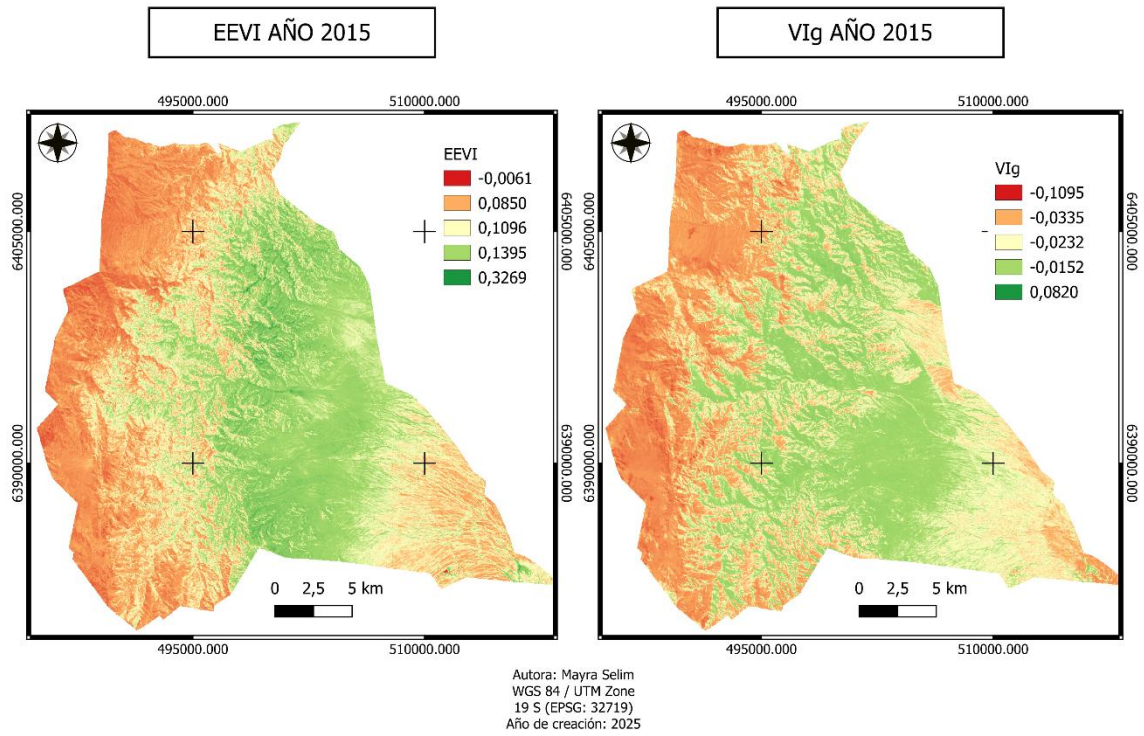


Figura 29: Mapa de Índices espectrales EEVI (Índice Mejorado de Vegetación del Entorno) y VIg (Índice de Vegetación en Luz Visible), calculados a partir de Landsat 8 para el año 2015. Fuente: Elaboración propia.

2020

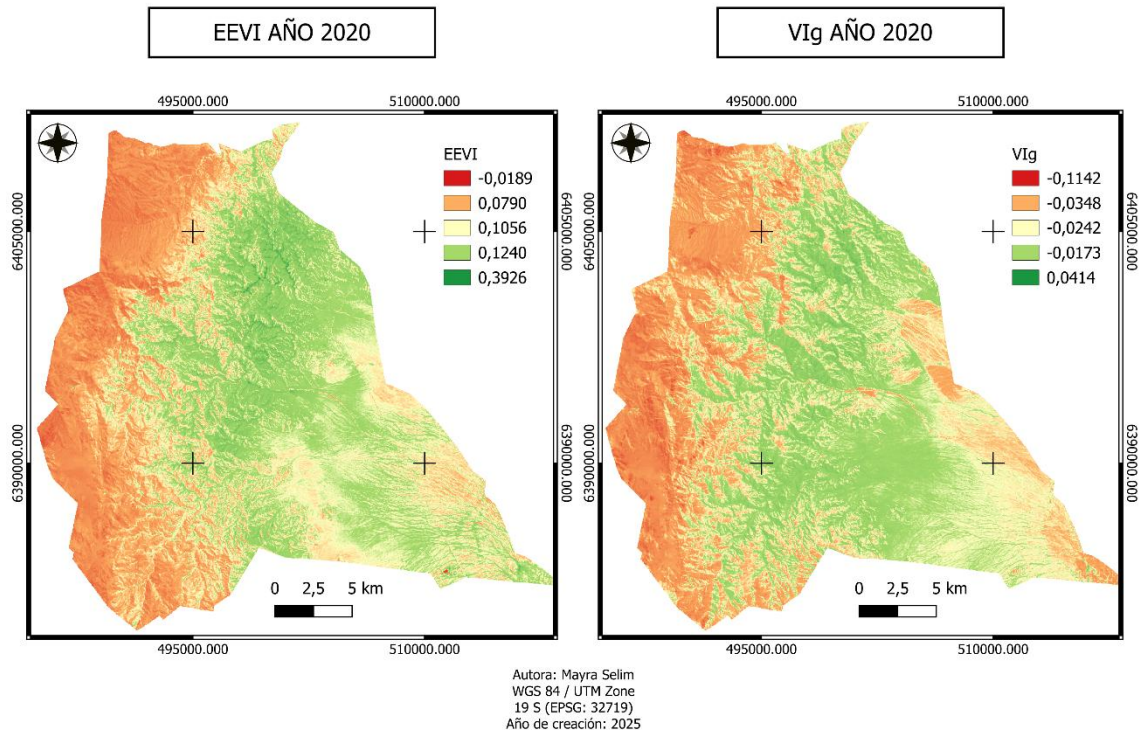


Figura 30: Mapa de Índices espectrales EEVI (Índice Mejorado de Vegetación del Entorno) y VIg (Índice de Vegetación en Luz Visible), calculados a partir de Landsat 8 para el año 2020. Fuente: Elaboración propia.