



UNIVERSIDAD NACIONAL DEL SUR

DEPARTAMENTO DE GEOGRAFÍA Y TURISMO

TESIS DE DOCTORADO EN GEOGRAFÍA

**VARIACIONES ESPACIOTEMPORALES DE VEGAS Y GLACIARES EN LA
ALTA MONTAÑA DE LOS ANDES CENTRALES ARGENTINOS (30-37°S)
ENTRE 1986 Y 2020**

Laura Viviana Zalazar

Director: Dr. Mariano Masiokas

BAHÍA BLANCA

ARGENTINA

2023

PREFACIO

La versión final digital de tesis presentada se entrega como parte de los requisitos para optar al grado Académico de Doctora en Geografía, de la Universidad Nacional del Sur (UNS) y no ha sido presentada previamente para la obtención de otro título en esta Universidad u otra. La misma contiene los resultados obtenidos en investigaciones llevadas a cabo en el ámbito del Instituto Argentino de Nivología, Glaciología y Ciencias Ambientales (IANIGLA) - Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET), durante el período comprendido entre el 10 de marzo de 2017 y el 3 de julio de 2023, bajo la dirección del Dr. Mariano Masiokas (IANIGLA - CONICET).

MSc. Laura Viviana Zalazar

Instituto Argentino de Nivología, Glaciología y Ciencias Ambientales (IANIGLA) -

CONICET, Mendoza.

Departamento de Geografía y Turismo Universidad Nacional del Sur, Bahía Blanca



UNIVERSIDAD NACIONAL DEL SUR

Secretaría General de Posgrado y Educación Continua

La presente tesis ha sido aprobada el/...../..... , mereciendo la calificación de(.....)

AGRADECIMIENTOS

Esta tesis fue realizada en el marco del proyecto “Variabilidad hidro-climática reciente y escenarios futuros para cuencas hídricas piloto en los Andes de Mendoza y San Juan” PICT 2018-03211 del Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET).

Agradezco a todos quienes han contribuido de diferentes maneras a la realización de esta tesis. En primer lugar, quiero expresar mi agradecimiento a quien fuera el primer director de este trabajo, el Dr. Julio Uboldi, quien me acompañó y alentó en los primeros pasos y que tan cálidamente me recibió en mi visita a Bahía Blanca. Lamentablemente, no pudo ver el trabajo concluido. También quiero agradecer al Dr. Mariano Masiokas, inicialmente codirector de esta tesis y que luego asumiera la responsabilidad de dirigirla, por sus análisis minuciosos y propuestas innovadoras.

Agradezco al Departamento de Geografía y Turismo de la Universidad Nacional del Sur por el esfuerzo y dedicación en llevar adelante este programa de doctorado y el seguimiento constante de las actividades. Un especial agradecimiento al Dr. Guillermo Ángeles por su tarea como Supervisor y revisión detallada de este trabajo.

Agradezco también al Dr. Thomas Condom por su generosa colaboración y valiosos aportes, a la Dra. Marcela Ontivero por compartir sus conocimientos sobre vegas y ayudarme en distintas etapas del trabajo, al Dr. Maximiliano Viale por su revisión de aspectos climáticos, al Dr. Ezequiel Toum por guiarme en el uso de R y a Sofía Lana por sus revisiones e interesantes contribuciones.

También un especial agradecimiento a mis grandes amigas geógrafas, Maru y Mané, por estar siempre y por sus ideas inspiradoras y clarificadoras acerca de este trabajo.

Durante estos años tuve la posibilidad de compartir horas intensas de trabajo de oficina y en el campo con mis colegas del Inventario Nacional de Glaciares, con quienes me une la pasión por la alta montaña tanto como ambiente de trabajo como recreativo y con quienes hemos experimentado durante estos años como este espacio se va transformando. A ellos también va mi agradecimiento.

Dedico este trabajo a mi mamá por enseñarme a perseverar desde el ejemplo y a mi familia por su apoyo y aliento constante en todos mis emprendimientos.

RESUMEN

La alta montaña de los Andes Centrales de Argentina (30-37°S y 69,5°-70,5°O) representa un sector de aproximadamente 40000 km², ubicado a alturas superiores a los 2500-3000 msnm y escasamente poblado. Es un área muy valorada por la población local debido a su rol como productora de agua superficial y subterránea, que provee de este recurso a millones de habitantes ubicados aguas abajo. Además, constituye un espacio sometido a sequías recurrentes, que en la última década ha experimentado una de las más prolongadas desde que se tienen registros.

En este contexto, los humedales de altura, conocidos localmente como vegas altoandinas, y los glaciares constituyen componentes destacados del ciclo hidrológico de la alta montaña, afectados por los cambios en el clima y cuya problemática ha sido abordada por separado en las investigaciones locales. Sin embargo, en algunos sectores ambas coberturas están hidrológicamente conectadas. Por lo tanto, en la búsqueda de una comprensión más integral de los ecosistemas de alta montaña, en esta tesis se investigó comparativamente la distribución espacial actual (año 2020) y evolución espaciotemporal reciente (1986-2020) de vegas y glaciares y su relación con las fluctuaciones de la temperatura y la precipitación.

Las geotecnologías constituyeron el fundamento metodológico de esta tesis. Los índices NDVI y NDSI se utilizaron en la identificación y caracterización del área de vegas y del hielo descubierto de los glaciares, respectivamente. En el estudio de la situación actual (2020) se emplearon imágenes Sentinel 2 y en la reconstrucción de la evolución espaciotemporal (1986-2020) escenas de Landsat (5, 7 y 8). Los datos de temperatura y

precipitación fueron derivados del producto TerraClimate. La mayor parte de la información fue obtenida y procesada inicialmente en Google Earth Engine, una plataforma de datos geoespaciales que permite su procesamiento en línea a diferentes escalas espaciotemporales. Los análisis fueron completados con la utilización de herramientas estadísticas y de estadística espacial.

Como resultado se identificó para el año 2020 una superficie de 475 km² de vegas y 1260 km² de glaciares (550 km² y 710 km² de hielo descubierto y cubierto respectivamente). Entre los años 1986 y 2020 se observó un aumento significativo de la temperatura y una disminución de la precipitación, que resultó significativa a partir del año 2000. En este contexto, la superficie con vegas no presentó un cambio significativo, pero si la del hielo descubierto de los glaciares que se redujo un 36%. La franja comprendida entre los 34°S y 35°S al oeste de la región fue identificada como el área en donde vegas y glaciares se encuentran a menor distancia entre sí y donde la mayor disponibilidad de agua producto del derretimiento del hielo, habría impactado de manera positiva en la biomasa de las vegas ubicadas hasta aproximadamente 5 km de distancia de los glaciares.

A partir de este trabajo se obtuvo el primer mapa de vegas altoandinas de la región y se actualizó la superficie con glaciares. Además, se pudo avanzar en el conocimiento de la dinámica espaciotemporal de vegas altoandinas y glaciares en conjunto, sus interacciones con el clima y el impacto beneficioso de los glaciares en las vegas cercanas.

ABSTRACT

The high mountain area of the Central Andes of Argentina (30-37°S and 69.5°-70.5°W) is a sector of approximately 40,000 km², located over 2,500-3,000 m a.s.l, and sparsely populated. This region is highly valued by local populations for being producers of surface and underground water which provides this resource for millions of inhabitants located downstream. Additionally, this area is subject to recurrent droughts and in the last decade has experienced one of the longest droughts ever registered.

In this context, high altitude wetlands, locally known as *vegas*, and glaciers represent outstanding components of the hydrological cycle of the high mountain area, affected by a changing climate and whose problematics have been addressed separately in most of the local investigations. However, both land covers are hydrological connected in certain areas. Therefore, in the search for a more comprehensive understanding of high mountain ecosystems, in this thesis was investigated comparatively the current spatial distribution (year 2020) and recent spatiotemporal evolution (1986-2020) of wetlands and glaciers and their relationship to fluctuations in temperature and precipitation.

Geotechnologies, constituted the methodological foundation of this thesis. The indices NDVI and NDSI were used in the identification and characterization of the area covered by wetlands and clean-ice glaciers respectively. The study of the current situation (2020) was performed with Sentinel 2 images and the recent spatiotemporal evolution (1986-2020) with Landsat (5, 7, 8) scenes. The analysis related to temperature and precipitation were based in the processing of the product TerraClimate. Most of the information was obtained and processed, initially, in Google Earth Engine, a platform of

geospatial data, which allow researchers to virtually process data at different spatiotemporal scales. The analyses were completed with the use of statistical tools and spatial statistics.

As a result, it was possible to identify an area of 475 km² of wetlands and 1260 km² of glaciers (550 km² and 710 km² of clean-ice and covered ice respectively) for 2020. Between the years 1986 and 2020 was observed a significant increase in temperature and particularly from year 2010 a significant decrease in precipitation. In this context the area covered by wetlands did not change significantly but the glaciated area diminished significantly in around 36%. The strip between 34°S and 35°S to the west of the region, was identified as the area where wetlands and glaciers are closest to each other and where this proximity and the greater availability of water, as a result of the melting ice, has had a positive impact on the productivity of wetlands located approximately 5 km away from these glaciers.

As a result of this work the first map of high-altitude wetlands of the Central Andes was created and the map of glaciated areas was updated. Moreover, it was possible to advance in the knowledge the spatiotemporal dynamics of *vegas* and glaciers, their interactions with a changing climate and the beneficial impact of glaciers on nearby *vegas*.

SIGLAS Y ACRÓNIMOS

ALOS Advanced Land Observing Satellite

ASTER Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer

BAHRA Base de Asentamientos Humanos de la República Argentina

CONICET Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas

ELA Equilibrium-Line Altitude

ETM+ Enhanced Thematic Mapper Plus

GEE Google Earth Engine

GPS Sistemas de Posicionamiento Global

IGN Instituto Geográfico Nacional

IANIGLA Instituto Argentino de Nivología, Glaciología y Ciencias Ambientales

INDEC Instituto Nacional de Estadísticas y Censos

ING Inventario Nacional de Glaciares

IRC Infrarrojo Cercano

IRM Infrarrojo Medio

MDE Modelo Digital de Elevación

MDE-Ar Modelo Digital de Elevaciones de la Argentina

MODIS Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer

MSI Multi Spectral Instrument

MSS Multispectral Scanner

NDSI Normalized Difference Snow Index

NDVI Normalized Difference Vegetation Index

OLI Operational Land Imager

S-2A Sentinel 2A

S-2B Sentinel 2B

SIAT Sistema de Información Territorial y Ambiental

SIG Sistemas de Información Geográfica

SIYPH Secretaría de Infraestructura y Política Hídrica de la Nación

SNIH Sistema Nacional de Información Hídrica

SRTM Shuttle Radar Topographic Mission

TIG's Tecnologías de Información Geográfica

TM Thematic Mapper

TOA Top of Atmosphere

VIS visible

USGS United State Geological Survey

WRS-2 Worldwide Reference System-2

ÍNDICE

PREFACIO.....	2
AGRADECIMIENTOS.....	3
RESUMEN.....	5
ABSTRACT.....	7
SIGLAS Y ACRÓNIMOS.....	9
1. PRESENTACIÓN Y JUSTIFICACIÓN DE LA TESIS.....	22
1.1. Introducción.....	22
1.2. Antecedentes y estado actual del conocimiento.....	24
1.3. Área de estudio.....	29
1.4. Hipótesis y objetivos e de la investigación.....	32
1.4.1. Hipótesis.....	32
1.4.2. Objetivo general.....	33
1.4.3. Objetivos específicos.....	33
1.5. Enfoque y originalidad de la investigación.....	34
1.6. Estructura de la tesis.....	35
2. CONTEXTO TEÓRICO Y CONCEPTUAL: EL ESTUDIO DE LA ALTA MONTAÑA EN SU DIMENSIÓN ESPACIOTEMPORAL Y EL APORTE DE LAS GEOTECNOLOGÍAS.....	37
2.1. Introducción.....	37
2.2. La geografía de las montañas.....	38
2.3. Cuerpos de hielo, vegas altoandinas y cambios hidro-climáticos recientes de la alta montaña.....	40
2.3.1. Cuerpos de hielo.....	40
2.3.2. Vegas altoandinas.....	45
2.3.3. Transformaciones hidro-climáticas recientes en la alta montaña.....	49
2.4. Geografía cuantitativa aplicada y su relevancia en los estudios de alta montaña.....	52
2.5. Análisis espaciotemporales y “big data”.....	54

2.6. Conclusiones.....	56
3. DISEÑO METODOLÓGICO: UNA APROXIMACIÓN A LOS MATERIALES Y MÉTODOS ESPACIOTEMORALES EN EL CONTEXTO DE LAS GEOTECNOLOGÍAS	59
3.1. Introducción	59
3.2. Fuentes de datos espaciotemporales	60
3.2.1. Imágenes satelitales	60
3.2.2. Datos climáticos.....	66
3.2.3. Modelos digitales de elevación.....	66
3.3. Procesamiento de los datos	67
3.3.1. Google Earth Engine.....	67
3.3.2. Índices espectrales.....	69
3.3.3. Estadísticas globales. Análisis de correlaciones y regresiones	70
3.3.4. Métodos de agregación de datos espaciales.....	73
3.3.5. Variaciones temporales. Análisis de series temporales	76
3.3.6. Principales programas utilizados	78
4. PRINCIPALES CARACTERÍSTICAS AMBIENTALES Y RELEVANCIA SOCIOECONÓMICA DE LA ALTA MONTAÑA DE LOS ANDES CENTRALES.....	81
4.1. Introducción	81
4.2. Materiales y métodos	82
4.3. Principales características ambientales de la alta montaña.....	89
4.4. Evolución espaciotemporal de las principales variables hidroclimáticas entre 1986-2020	96
4.5. Relevancia socioeconómica de la alta montaña.....	100
4.6. Conclusiones.....	105
5. VEGAS ALTOANDINAS, CARACTERÍSTICAS, DISTRIBUCIÓN ACTUAL Y FLUCTUACIONES RECIENTES (1986-2020).....	108
5.1. Introducción	108
5.2. Materiales y métodos	109
5.2.1. Mapa y caracterización de vegas altoandinas	110

5.2.2. Identificación de patrones estadísticamente significativos en la distribución espacial de los valores de área y NDVI de las vegas altoandinas.....	113
5.2.3. Fluctuaciones recientes en el área y NDVI de las vegas altoandinas (1986-2020).....	115
5.2.4. Variaciones espaciotemporales de los valores de NDVI entre 1986 y 2020.....	116
5.3. Extensión y principales características de las vegas altoandinas.....	118
5.4. Identificación de patrones espaciales estadísticamente significativos en la distribución actual de las vegas altoandinas	121
5.5. Fluctuaciones de las vegas altoandinas en las últimas décadas (1986-2020)	122
5.6. Relación en la evolución del área con vegas, NDVI, precipitaciones y temperaturas	124
5.7. Variaciones espaciotemporales en los valores de NDVI de las vegas.....	125
5.8. Conclusiones.....	127
6. GLACIARES, CARACTERÍSTICAS, DISTRIBUCIÓN ACTUAL Y FLUCTUACIONES RECIENTES (1986- 2020).....	130
6.1. Introducción.....	130
6.2. Materiales y métodos	131
6.2.1. Mapa y caracterización de glaciares (año 2020).....	132
6.2.2. Identificación de patrones estadísticamente significativos en la distribución espacial de los glaciares	135
6.2.3. Fluctuaciones recientes en el área, NDSI (1986-2020) y espesor (2000-2020) de los glaciares.....	137
6.2.4. Variaciones espaciotemporales de los valores de NDSI de los glaciares entre 1986 y 2020.....	140
6.3. Extensión actual y principales características de los glaciares	142
6.4. Identificación de patrones espaciales estadísticamente significativos en la distribución actual de los glaciares y el NDSI del hielo descubierto.....	145
6.5. Fluctuaciones de los glaciares en las últimas décadas (1986-2020).....	146

6.6.	Relación en la evolución del área con hielo descubierto, NDSI, precipitaciones y temperaturas.....	152
6.7.	Variaciones espaciotemporales en los valores de NDSI de los glaciares .	154
6.8.	Conclusiones.....	156
7. ANÁLISIS COMPARATIVO DE LA DISTRIBUCIÓN ESPACIAL ACTUAL (2020) Y EVOLUCIÓN TEMPORAL RECIENTE (1986-2020) DE VEGAS ALTOANDINAS Y EL HIELO DESCUBIERTO DE LOS GLACIARES		
7.1.	Introducción	159
7.2.	Materiales y métodos	161
7.3.	Relación entre las variaciones espaciotemporales de vegas altoandinas y glaciares	164
7.3.1.	Análisis comparativo de la distribución actual de glaciares y vegas altoandinas.....	164
7.3.2.	Variaciones temporales en los valores de NDSI y NDVI y su relación con la temperatura y las precipitaciones	166
7.4.	Variaciones en la distancia de las vegas altoandinas al hielo descubierto de los glaciares entre 1986 y 2020.....	167
7.5.	Explorando la influencia de la cercanía de los glaciares en la evolución de la productividad de las vegas altoandinas	170
7.5.1.	Relación entre la proximidad de los glaciares y la evolución del NDVI de las vegas	170
7.5.2.	Desaparición de los glaciares y su impacto la evolución del NDVI de las vegas cercanas	174
7.6.	Conclusiones.....	178
8. CONCLUSIONES FINALES.....		
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS		
ANEXO 1		
ANEXO 2		
ANEXO 3		
ANEXO 4		
ANEXO 5		

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Ubicación del área de estudio.	31
Figura 2. Ejemplos de diferentes cuerpos de hielo que es posible encontrar en los Andes Centrales.	41
Figura 3. Distribución de las diferentes masas de hielo de los Andes Centrales en base a datos del ING.....	43
Figura 4. Vega ubicada en subcuenca del río Valenzuela en la cuenca del río Colorado, noviembre de 2019 (35,2°S y 70,5°O).	48
Figura 5. Ubicación y codificación de las imágenes satelitales que cubren el sector de estudio.....	63
Figura 6. Cantidad de imágenes satelitales Landsat (5, 7 y 8) utilizadas en los análisis de fluctuaciones de vegas y hielo descubierto.....	64
Figura 7. Colección y reducción de imágenes en GEE.	69
Figura 8. Síntesis del diseño metodológico.....	79
Figura 9. Secuencia seguida en la delimitación de la alta montaña de los Andes Centrales de Argentina.	85
Figura 10. Flujo metodológico en el análisis de temperatura y precipitación.....	87
Figura 11. Unidades espaciales de análisis y perfil de elevación del área de estudio.....	90
Figura 12. Distribución de los valores de elevación en la alta montaña de los Andes Centrales.	91
Figura 13. Temperatura y precipitación media en los Andes Centrales entre los años 1986 y 2020.	93

Figura 14. Variación mensual de la cobertura de nieve (%), temperatura (°C) y precipitación (mm).	93
Figura 15. Ríos principales de los Andes Centrales y estaciones hidrometeorológicas en el tramo de alta montaña.....	95
Figura 16. Evolución de la temperatura media anual (°C), expresada como anomalías, en los Andes Centrales.	96
Figura 17. Tendencia lineal de la temperatura media en la alta montaña de los Andes Centrales entre 1986 y 2020.	97
Figura 18. Evolución interanual de la precipitación (mm) y de la cobertura de nieve (%), expresadas como anomalías, en la alta montaña de los Andes Centrales.....	98
Figura 19. Variación interanual de la precipitación en la alta montaña de los Andes Centrales entre 1986 y 2020.	99
Figura 20. Evolución del caudal medio anual de los ríos Mendoza y Colorado, expresados como anomalías (1986-2020).	100
Figura 21. Relevancia de la alta montaña en el contexto espacial regional.	101
Figura 22. Distribución latitudinal y altitudinal de la población del área de estudio y zonas circundantes según el número de habitantes.....	103
Figura 23. Evolución de la población total de Mendoza y San Juan según censos.....	104
Figura 24. Variación en los valores de NDVI de una vega altoandina (30,7°S y 70,14°O) en base a imágenes Landsat 8 comparando el mes de febrero de los años 2019 y 2020.	111
Figura 25. Flujo metodológico en la elaboración del mapa y en la caracterización de las vegas altoandinas en los Andes Centrales.	114
Figura 26. Flujo metodológico del análisis de las fluctuaciones de las vegas altoandinas (1986-2020).	117

Figura 27. Distribución de las vegas altoandinas en el área de estudio.....	120
Figura 28. Distribución espacial de los valores de área media (2016-2020) de las vegas altoandinas.....	121
Figura 29. Distribución espacial de los valores medios de NDVI (2016-2020) de las vegas altoandinas.....	122
Figura 30. Variaciones en el área cubierta y valores de NDVI de las vegas altoandinas entre 1986-2020 en los Andes Centrales, expresadas como anomalías.	123
Figura 31. Variaciones interanuales de la superficie con vegas, valores de NDVI, temperatura media y precipitación, expresadas como anomalías.....	125
Figura 32. Tendencia en los valores de NDVI entre 1986-2020 analizados por píxel en las vegas de mayor tamaño en cada una de las cuencas.....	126
Figura 33. Evolución de los valores de NDVI en el período 1986-2020 clasificados de acuerdo al nivel de significancia.	127
Figura 34. Flujo metodológico seguido en la elaboración del mapa actual (2020) y en la caracterización de los glaciares a partir de imágenes Sentinel 2 en los Andes Centrales..	136
Figura 35. Flujo metodológico en el análisis de fluctuaciones (1986-2020) del hielo descubierto en los Andes Centrales.....	141
Figura 36. Distribución de los glaciares en el área de estudio en el año 2020.	144
Figura 37. Distribución espacial de los valores de área de los glaciares en el año 2020. ..	145
Figura 38. Distribución espacial de los valores de NDSI en el año 2020.	146
Figura 39. Variaciones en el área cubierta, valores de NDSI 1986-2020 y del espesor del hielo (2000-2020) expresadas en anomalías en los Andes Centrales.....	147
Figura 40. Cambios en el espesor de los cuerpos de hielo descubierto cada cinco años (2000-2020).	149

Figura 41. Hielo descubierto transformado en hielo cubierto en los Andes Centrales (1986-2020).....	150
Figura 42. Ejemplo de manchones de nieve visibles o no en el campo de acuerdo al año analizado en la cuenca del río Mendoza (32,9°S y 69,97°O).....	152
Figura 43. Variación anual de la superficie con hielo descubierto, NDSI, temperatura media y precipitación expresadas como anomalías entre 1986 y 2020 para toda el área de estudio.	154
Figura 44. Tendencia en los valores de NDSI entre 1986-2020.....	155
Figura 45. Evolución de los valores de NDSI analizados según regresiones lineales en el período 1986-2020.....	156
Figura 46. Relación entre la distribución de las vegas altoandinas y hielo descubierto en el área de estudio.	165
Figura 47. Evolución de los valores de NDVI, NDSI, temperatura (°C) y precipitación (mm) entre 1986 y 2020 en los Andes Centrales de Argentina, expresados como anomalías.	167
Figura 48. Distancia euclidiana de las vegas a los glaciares en el año 2020.....	169
Figura 49. Distancia euclidiana de las vegas a los glaciares en 1986.	169
Figura 50. Relación entre la evolución de los valores de NDVI entre 1986 y 2020 y la distancia a los glaciares mediante regresiones geográficamente ponderadas.....	171
Figura 51. Relación entre la distancia euclidiana vegas-hielo descubierto en 1986 y la evolución de los valores de NDVI (1986-2020).....	173
Figura 52. Evolución anual de los valores de NDVI según categorías entre 1986 y 2020.	175
Figura 53. Comparación ente la evolución de los valores interanuales de NDVI entre 1986 y 2020.	177

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Principales características de las imágenes satelitales utilizadas	65
Tabla 2. Descripción de la fórmula de los índices NDVI y NDSI obtenidos a partir del procesamiento de imágenes satelitales.	70
Tabla 3. Unidades de análisis espacial y datos de área y elevación de la alta montaña de los Andes Centrales.	89
Tabla 4. Criterio empleado en la clasificación de las vegas de acuerdo a la distancia a los cuerpos de hielo descubiertos actuales o desaparecidos en el período 1986-2020.	163
Tabla 5. Regresiones lineales simples aplicadas a la evolución de los valores de NDVI, según categorías, entre los años 1986 y 2000 y por subperíodos 1986-1999 y 2000-2020.	175
Tabla 6. Correlación entre la evolución anual de los valores de NDVI y las precipitaciones según el test de Pearson.	176

CAPÍTULO 1

PRESENTACIÓN Y JUSTIFICACIÓN DE LA TESIS

1. PRESENTACIÓN Y JUSTIFICACIÓN DE LA TESIS

1.1. Introducción

Los ambientes de alta montaña han sido motivo de interés de la geografía y diversas disciplinas, entre otros motivos, por su rol como proveedoras de recursos hídricos, no sólo localmente sino también para las áreas circundantes (Beniston, 2003; Hock et al., 2019; Kohler et al., 2010.; Viviroli et al., 2007). En las últimas décadas este interés se ha intensificado producto de las transformaciones que están experimentando estos ambientes debido al cambio climático. Así, por ejemplo, se estima que actualmente el aumento en la temperatura media es mayor en las zonas montañosas que a elevaciones menores (Beniston & Stoffel, 2014; Hock et al., 2019; Kohler et al., 2010; Pepin et al., 2015).

Tradicionalmente, el estudio de la alta montaña ha estado limitado por las dificultades de acceso a la misma, debido mayormente a las condiciones climáticas y topográficas, que obstaculizan la obtención de datos de manera directa (Kohler et al., 2010). Sin embargo, el avance de las geotecnologías y particularmente de los sensores remotos, durante el siglo XX, ha representado un gran aporte a la superación de esta limitación y ha ampliado las posibilidades del estudio de la alta montaña. Este hecho se ha visto potenciado recientemente por un crecimiento exponencial de la cantidad de datos geoespaciales, lo cual representa un avance, pero al mismo tiempo impone un desafío en cuanto al almacenamiento y procesamiento de los mismos (Graham & Shelton, 2013; Ma et al., 2015). En este sentido, se han desarrollado una serie de herramientas, entre las que se destacan algunas plataformas como Google Earth Engine, que permiten la visualización,

consulta y procesamiento de los datos a diferentes escalas espaciotemporales directamente a través de internet.

La alta montaña de los Andes Centrales de Argentina se extiende aproximadamente por encima de los 2500-3000 msnm hasta alturas máximas cercanas a los 7000 msnm y de ella dependen millones de habitantes ubicados mayormente aguas abajo. Este sector se caracteriza por sequías recurrentes y de hecho ha experimentado desde el año 2010 una de las más prolongadas desde que se tienen registros y que ha sido denominada “megasequía” (Garreaud et al., 2019; Rivera et al., 2017). En este contexto, los diferentes componentes y reguladores del sistema hídrico de la montaña como humedales de altura (conocidos localmente como vegas altoandinas) y glaciares se distribuyen de manera diferenciada en el espacio y reaccionan de un modo particular frente a las mismas variaciones climáticas. En algunos casos los cambios pueden acelerarse o estabilizarse y en otros convertirse en irreversibles e impactar en los diferentes patrones espaciales (Hock et al., 2019).

Por lo tanto, esta tesis nace a partir de la necesidad de avanzar en un conocimiento más integral de la alta montaña de los Andes Centrales de Argentina mediante una doble aproximación temática al analizar comparativamente vegas altoandinas y glaciares. Estas dos coberturas son analizadas considerando las condiciones actuales, así como los cambios espaciotemporales experimentados entre los años 1986 y 2020 y cómo estos se vinculan con las variaciones de la temperatura y la precipitación. Los datos y métodos geográficos cuantitativos, incorporados en las geotecnologías y revalorizados en su evolución reciente, caracterizada por una creciente cantidad de información, constituyen la base sobre la que se sustentan los análisis de esta tesis.

1.2. Antecedentes y estado actual del conocimiento

La problemática de la alta montaña, ambiente en el que se desarrollan vegas altoandinas y glaciares, ha sido analizada a diferentes escalas espaciales y desde diferentes puntos de vista, pero casi siempre destacando su rol como proveedoras de recursos hídricos. Este rol ha adquirido mayor relevancia en las últimas décadas, en función del cambio climático, caracterizado por mayores temperaturas y variaciones en los patrones de precipitación, que ha afectado el ciclo hidrológico de la alta montaña y sus diferentes componentes.

Teniendo en cuenta la amplitud de la problemática se realizó una revisión bibliográfica amplia en Google Académico, tanto en español como en inglés, considerando las diferentes escalas espaciales desde el nivel de representación y resolución global hasta el local. Esta revisión se focalizó tanto en artículos de revistas científicas nacionales e internacionales especializadas, como en informes técnicos, publicaciones de organismos gubernamentales locales y nacionales y tesis de posgrado.

A escala global se consultaron investigaciones basadas en el estudio de la alta montaña con especial atención a su rol como proveedoras de agua, cuya importancia trasciende al lugar en donde se genera el recurso y se extiende cientos de kilómetros aguas abajo. Estos trabajos también abordan las transformaciones que se están produciendo en estos ambientes y ponen en cuestionamiento las formas tradicionales del manejo del recurso hídrico ante este escenario de cambio e insisten en la necesidad de establecer medidas de adaptación y mitigación. Finalmente, destacan la importancia de contar con estudios regionales detallados y multidisciplinarios, del monitoreo continuo de estos ambientes y de la interacción permanente de la ciencia y los tomadores de decisiones. Entre estos trabajos

se destacan los de Adler et al. (2019), Beniston (2003), Hock et al. (2019), Huss et al. (2013), Kohler et al. (2010), Körner (2009), Körner et al. (2011), (2017), Viviroli et al. (2007), (2011).

Otras investigaciones, ponen el acento en alguno de los componentes de la alta montaña, tanto a nivel global como en los Andes y en particular con respecto al clima y al cambio climático (e.g. Burger et al., 2018; Garreaud, 2009; Garreaud et al., 2017; Pepin et al., 2015; Ragettli et al., 2016; Rivera et al., 2017; Viale et al., 2019; Viale & Garreaud, 2014; Vuille et al., 2015). El rol de la nieve en la hidrología de la alta montaña y su importancia en el caudal de los ríos también han tenido un lugar relevante entre las publicaciones (Barnett et al., 2005; Masiokas et al., 2006, 2010, 2019). Recientemente, la posibilidad de monitorear el comportamiento de la nieve mediante sensores remotos y de manera multitemporal dio lugar a una serie de trabajos en donde se analiza la cobertura de nieve a diferentes escalas espaciales, desde locales hasta globales (Cara et al., 2016; Malmros et al., 2018, 2018; Masson et al., 2018; Notarnicola, 2020; Saavedra et al., 2017, 2018; Salomonson & Appel, 2004, 2006). Esto ha permitido ampliar el conocimiento sobre diferentes aspectos relativos a la nieve como porcentaje de cobertura y duración, y su impacto en el sistema hidrológico.

En el caso de la vegetación y particularmente de las vegas los trabajos consultados ponen de relieve su importancia desde el punto de vista hidrológico y aspectos tales como la reducción del pico de crecidas, retención de sedimentos y contaminantes, purificación del agua, recarga y descarga de acuíferos, entre otros. También se reconoce su rol como soporte de diversidad biológica, proveedores de servicios culturales y recreacionales, y como fuentes de oportunidades para el desarrollo de actividades económicas por parte de

las comunidades (Dangles et al., 2014; Lavoie et al., 2016; Otto et al., 2011). Otros trabajos, destacan el impacto del cambio climático en la vegetación de la alta montaña y en algunos casos, la manera en que estas transformaciones influyen en la población (Anderson et al., 2011; Dolezal et al., 2016, 2016; Escudero et al., 2012; Lamprecht et al., 2018; Palomo, 2017; Steinbauer et al., 2018).

En la Argentina, existe un grupo conformado por diferentes sectores académicos, científicos y gubernamentales con el objetivo de avanzar en la realización del Inventario Nacional de Humedales de Argentina (Benzaquen et al., 2017). Dentro de esta línea de trabajo Rubio (2018) desarrolló una tesis sobre la importancia de los humedales en tierras secas como proveedores de servicios ecosistémicos, entre los cuales se analizaron algunos localizados en la montaña. A nivel local existen varios trabajos que estudian diferentes aspectos de la vegetación y en especial de las vegas, sin embargo, ninguno cubre la temática de manera global en la región. La mayoría de los trabajos se focalizan en la descripción de la composición florística y los cambios con la elevación (Dalmasso & Márquez, 2018; Méndez, 2007, 2011, 2014; Méndez et al., 2006; Ontivero et al., 2022; Ontivero, 2015; Ontivero & Martínez Carretero, 2013; Roig et al., 2007) (Anexo 1). En la zona del cordón del Plata, cuenca del río Mendoza, Pecker Marcosig & Trombotto Liaudat (2021) analizaron la evolución temporal de las vegas mediante sensores remotos en el período 2002-2019 en donde destacaron las variaciones en la superficie en función de la precipitación y observaron un crecimiento en el área de una de las vegas analizadas (2006-2019). Otros trabajos, abordan el impacto de las actividades turísticas y deportivas en la vegetación de alta montaña, como el derivado de las ascensiones al Aconcagua durante el verano (Barros et al., 2013, 2020).

En los últimos años, el foco de atención de muchos grupos de investigación se ha puesto en los glaciares debido a los elevados niveles de retroceso que están experimentando. Algunos de estos estudios se han concentrado en la pérdida de masa de los cuerpos de hielo y su contribución a la escorrentía y al aumento del nivel del mar (Zemp et al., 2015, 2019). Otros trabajos, se han focalizado en la utilización de sensores remotos activos y pasivos para cuantificar los cambios de espesor de los glaciares en las últimas décadas en los Andes de Sudamérica (Braun et al., 2019; Dussaillant et al., 2019) y a nivel global (Hugonnet et al., 2021). Los mismos incluyen el desarrollo de metodologías que permiten el procesamiento de un gran número de imágenes y terabytes de datos. En todos los casos se destaca el rápido retroceso de los cuerpos de hielo y su contribución al incremento del nivel del mar, entre otros impactos. En otros casos, se ha evaluado la influencia del clima en las características y distribución de los glaciares, que incluyen regionalizaciones basadas en la combinación de diferentes criterios (Casassa et al., 1998; Condom et al., 2007; Lliboutry, 1998; Sagredo & Lowell, 2012). La pérdida de hielo glaciar también se ha abordado desde el punto de vista del impacto en la hidrología de los arroyos conectados a glaciares y cómo esta contribución varía en el tiempo a medida que la reducción en el tamaño del glaciar se intensifica hasta su eventual desaparición (Braun, et al., 2000; Carey et al., 2014; Collins, 2008; Hock et al., 2019)

La contribución de los glaciares a la escorrentía también ha sido motivo de análisis en un trabajo realizado por Crespo et al. (2020). Este autor utilizó isótopos estables en el estudio de la cuenca alta del río Aconcagua en Chile (32°S) durante los años 2018 y 2019 y observó que los glaciares contribuyen entre un 24 y 34% a la escorrentía, siendo este aporte mayor durante el verano y menor durante la primavera. En este mismo trabajo se observó

que el 45% del aporte de agua a un humedal, localizado a 3 km de un cuerpo de hielo, era de origen glaciar. En la cuenca alta del río Mendoza, Toum (2022) determinó mediante el modelado hidrológico, que la contribución de los glaciares a la escorrentía anual entre 1981 y 2018 fue de 17,8% +/- 10% llegando a 28,8% +/-10,6% durante el período 2010-2018, este último caracterizado por una prolongada sequía.

En el caso de los glaciares y ambiente periglacial, en la Argentina existe la Ley 26.639 de Presupuestos Mínimos para la Preservación de los Glaciares del Ambiente Periglacial, que fue promulgada en octubre del año 2010. Esta Ley establece en el Art. 3° la necesidad de realizar un inventario de cuerpos de hielo que actúan como reservas hídricas a lo largo del país. Además, determina que el Instituto Argentino de Nivología, Glaciología y Ciencias Ambientales (IANIGLA) es el organismo encargado de su realización. Como resultado de la aplicación de esta Ley se publicó en el año 2018 el primer Inventario Nacional de Glaciares (ING) realizado con una misma metodología, basada en el procesamiento de imágenes satelitales de resolución espacial media y alta con control de campo en sectores seleccionados a lo largo de la cordillera (IANIGLA-Inventario Nacional de Glaciares, 2018; Zalazar et al., 2017, 2020). Hasta la publicación del ING los trabajos de inventarios de glaciares en los Andes Centrales se focalizaban en sectores aislados de la cordillera y no había estudios a nivel regional que permitieran cuantificar el estado de las reservas hídricas. Entre estos trabajos pioneros se destaca el inventario de glaciares de la cuenca del río Mendoza basado en la interpretación de fotos aéreas obtenidas en el año 1963 (Corte & Espizua, 1981). A este trabajo le siguieron otros de características similares como el inventario en el sector oriental del Cordón del Plata y del Portillo en la cuenca del río Tunuyán (Espizua, 1981) y los inventarios de las cuencas de los ríos Atuel y Malargüe

(Cobos & Boninsegna, 1983). Más recientemente, se presentó el balance de masa geodésico de los glaciares de la cuenca del río Atuel (Falaschi et al., 2017). A partir de la información cartográfica generada por el ING y datos de balance de masa geodésico, se publicó un trabajo sobre los cambios en el espesor de los glaciares, con especial énfasis en el sector cubierto por detritos y glaciares de escombros en los Andes Centrales argentinos (Ferri et al., 2020).

La relación entre la reducción del tamaño de los glaciares, su contribución a la escorrentía y la conexión con las fluctuaciones en el área y productividad de los humedales ubicados en cuencas con glaciares en las cabeceras también ha recibido atención en la bibliografía particularmente en zonas tropicales (Dangles et al., 2017; Polk et al., 2017). En estos trabajos se observó una asociación entre la disminución en el área de los glaciares y el crecimiento en la superficie de los humedales. En los Alpes (Fischer et al., 2019) analizaron las respuestas de la vegetación frente al cambio climático y la deglaciación comparando el frente del glaciar con índices de vegetación obtenidos de imágenes entre 1985 y 2016.

Cabe destacar que la utilización de geotecnologías es transversal a todas las temáticas y la mayoría de los trabajos analizados utilizan estas herramientas, particularmente en los últimos 20 años tanto en estudios de vegetación como de glaciares.

1.3. Área de estudio

La Cordillera de Los Andes en Sudamérica es uno de los cordones de mayor extensión latitudinal a nivel global. Se extiende por más de 8000 km, desde aproximadamente los 12°N (Colombia, Venezuela) hasta los 55°S (Argentina, Chile), atravesando también Ecuador, Perú y Bolivia (Barry, 2008). El ancho de la cordillera es

variable y puede oscilar entre aproximadamente 100 y 300 km, con alturas que rondan en promedio los 4000 msnm. Este gran desarrollo latitudinal se expresa en diferentes zonas climáticas que van desde ecuatoriales y tropicales en el norte a subtropicales y frías en el sur (Barry, 2008; Saavedra et al., 2017). Los Andes Centrales de Argentina se ubican dentro del área subtropical entre los 30° y 37°S aproximadamente.

La denominación Andes Centrales, utilizada en esta tesis, es tomada de un trabajo glaciológico de Lliboutry (1998) que dividió al sector andino de Argentina y Chile en distintas zonas teniendo en cuenta las características particulares que adoptan los glaciares de acuerdo a las condiciones ambientales de cada una de estas regiones. Según esta regionalización, el sector norte fue denominado Andes Áridos y subdividido a su vez en Andes Desérticos y Centrales. Mientras que el sector sur, fue identificado como Andes Húmedos y quedó subdividido en Andes del norte de la Patagonia o Andes de la región de los lagos y Andes del Sur de la Patagonia o Andes Patagónicos (Lliboutry, 1998) (Figura 1 a). Esta delimitación fue tomada como base para la realización del ING a la cual se agregó Andes de Tierra del Fuego e Islas del Atlántico Sur (IANIGLA-CONICET, 2010) (Figura 1 b).

Tomando como base esta regionalización, este trabajo se desarrolla en los Andes Centrales de Argentina (30-37°S). Si bien, se asume que esta región corresponde al área de alta montaña, caracterizada por la presencia del ambiente glaciar y periglacial, no existe una definición precisa del área altitudinalmente.

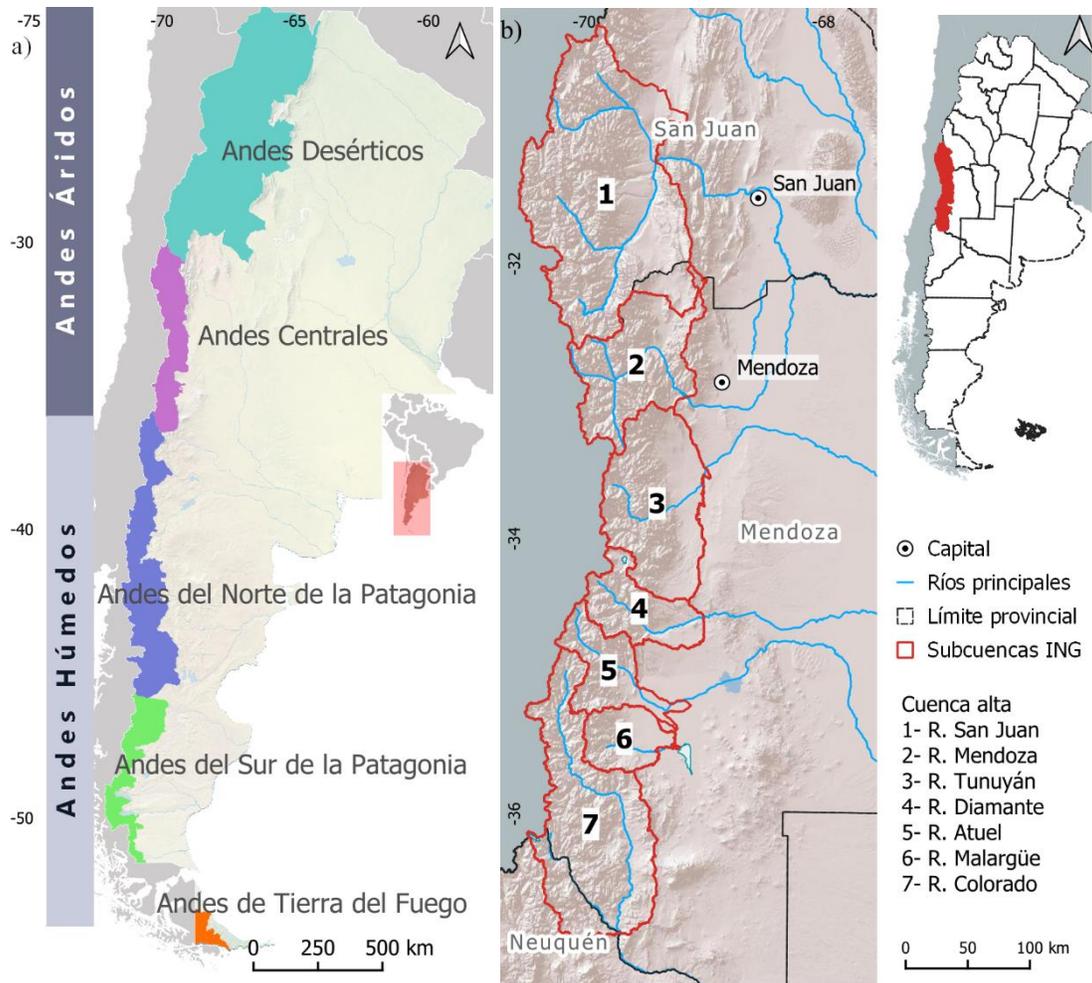


Figura 1. Ubicación del área de estudio.

a) Mapa con la división de los Andes del sur de Sudamérica de acuerdo a la regionalización propuesta por Lliboutry (1998) y en base a la delimitación de cuencas realizada por el ING (IANIGLA-CONICET, 2010). b) Mapa en detalle de los Andes Centrales de Argentina con la misma delimitación de cuencas.

1.4. Hipótesis y objetivos e de la investigación

Los cambios inducidos principalmente por el clima en la alta montaña afectan la disponibilidad de agua, la situación de los reservorios como vegas altoandinas y glaciares y las relaciones que se establecen entre los mismos y la población. Si bien, se observan tendencias claras en cuanto al calentamiento del planeta y al cambio en la intensidad y distribución de las precipitaciones, dentro de esta tendencia general es posible identificar, mediante el uso de geotecnologías, ciclos y diferentes respuestas espaciotemporales por parte de los diferentes componentes del ambiente. A partir de estas consideraciones se plantean las siguientes hipótesis y objetivos para este trabajo:

1.4.1. Hipótesis

1. La aplicación de geotecnologías y herramientas asociadas para el manejo de una creciente disponibilidad de datos geoespaciales permite caracterizar comparativamente la situación actual y reconstruir las variaciones recientes de vegas altoandinas y glaciares a diferentes escalas espaciotemporales, en relación con la tendencia general de cambio climático.
2. El mayor aporte hídrico de los glaciares a las vegas cercanas, más aún en un contexto de retracción generalizada, impacta positivamente en el crecimiento de la biomasa de las mismas en comparación con vegas más alejadas. En consecuencia, cuando los glaciares desaparecen se elimina este aporte hídrico y la biomasa de las vegas cercanas comienza a disminuir.

1.4.2. Objetivo general

Esta tesis tiene como objetivo general aportar un mayor conocimiento acerca de las vegas altoandinas, los glaciares y sus relaciones en la alta montaña de los Andes Centrales de Argentina, profundizando en el análisis de patrones de distribución espacial actual (año 2020) así como la evolución espaciotemporal reciente (1986-2020) y cómo éstos se vinculan con las variaciones de la temperatura y la precipitación, mediante el uso de geotecnologías.

1.4.3. Objetivos específicos

1. Delimitar la extensión de la alta montaña de los Andes Centrales de Argentina.
2. Caracterizar socio-ambientalmente la alta montaña de los Andes Centrales y el área circundante.
3. Caracterizar y cuantificar la distribución espacial actual (2016-2020) y la evolución temporal reciente (1986-2020) de las vegas altoandinas y su relación con los cambios experimentados en las principales variables climáticas.
4. Caracterizar y cuantificar la distribución espacial actual (2020) y la evolución temporal reciente (1986-2020) de los glaciares y su relación con los cambios experimentados en las principales variables climáticas.
5. Analizar comparativamente las variaciones espaciotemporales (1986-2020) de vegas altoandinas, glaciares y su relación con variables climáticas.
6. Explorar posibles conexiones entre la distancia de los cuerpos de hielo descubierto a las vegas y la evolución de la productividad de las mismas.

Para alcanzar estos objetivos se consideró la dimensión espaciotemporal para la cual se realizó el tratamiento, geoprocesamiento y análisis de datos aportados por sensores remotos y se aplicaron diversas herramientas estadísticas y geoestadísticas en la búsqueda de la identificación, caracterización y análisis de patrones espaciales y temporales.

1.5. Enfoque y originalidad de la investigación

Los resultados de esta investigación buscan contribuir a una comprensión más integral de los ecosistemas de la alta montaña de los Andes Centrales de Argentina al analizar comparativamente las vegas altoandinas y los glaciares. Esto implica avanzar en el entendimiento de cómo vegas altoandinas y glaciares se distribuyen espacialmente, cómo evolucionan en el tiempo ante las variaciones climáticas de las últimas décadas y cómo se relacionan espaciotemporalmente. Esta información resulta de interés puesto que no existen antecedentes en los Andes Centrales que analicen estas dos variables del ambiente de alta montaña en conjunto, y más aún desde una perspectiva espaciotemporal. Este análisis adquiere mayor relevancia al tratarse de un sector sensible al cambio climático y de gran importancia para la vida y las actividades no sólo de la alta montaña sino también aguas abajo. Un conocimiento más profundo e integral del área constituye un insumo esencial para su manejo, conservación y al momento de establecer medidas de prevención y acción en el corto plazo y de mitigación y adaptación en el largo plazo. Adicionalmente, se busca aportar información de base para continuar y profundizar los estudios en estas dos componentes del sistema hidrológico andino y sus relaciones.

1.6. Estructura de la tesis

La tesis está estructurada en 8 capítulos comenzando la numeración en el presente apartado que corresponde al capítulo 1. En el capítulo 2, se desarrolla el marco teórico y conceptual en el que se sustenta la tesis, en donde se destaca el estudio de las montañas en la geografía y las principales características de las vegas altoandinas y los glaciares, así como sus cambios recientes. Luego, se describe la importancia de las geotecnologías en el estudio de la alta montaña y sus componentes y la creciente cantidad de datos que amplía las posibilidades de análisis espaciotemporales al mismo tiempo que genera nuevos desafíos. En el capítulo 3, se detallan los principales aspectos metodológicos que subyacen los análisis realizados a lo largo de la tesis y que son profundizados en los capítulos siguientes. En el capítulo 4, se abordan los pasos seguidos en la delimitación de la alta montaña, así como sus características ambientales más importantes y su relevancia para las poblaciones que se distribuyen aguas abajo. A continuación, en el capítulo 5, se describe la situación actual de las vegas altoandinas (2016-2020) en relación con su distribución espacial y altitudinal. También se efectúa el análisis de la evolución espaciotemporal (1986-2020) y su vínculo con variables climáticas. En el capítulo 6, se realiza un estudio de los glaciares de manera similar al estudio realizado con las vegas altoandinas. En el capítulo 7, se aborda un análisis espaciotemporal comparativo de vegas altoandinas y glaciares a la vez que se exploran las posibles conexiones entre el retroceso de los cuerpos de hielo y la evolución de la biomasa de las vegas altoandinas, incorporando la distancia como variable explicativa. Finalmente, en el capítulo 8, se exponen las conclusiones generales del trabajo.

CAPÍTULO 2

CONTEXTO TEÓRICO Y CONCEPTUAL: EL ESTUDIO DE LAS VEGAS ALTOANDINAS Y LOS GLACIARES EN SU DIMENSIÓN ESPACIOTEMPORAL Y EL APORTE DE LAS GEOTECNOLOGÍAS

2. CONTEXTO TEÓRICO Y CONCEPTUAL: EL ESTUDIO DE LA ALTA MONTAÑA EN SU DIMENSIÓN ESPACIOTEMPORAL Y EL APORTE DE LAS GEOTECNOLOGÍAS

2.1. Introducción

El objetivo de este capítulo es describir el marco teórico y conceptual que guía esta tesis y que se sustenta en tres ejes principales: la geografía de las montañas, como marco espacial en el que se desarrollan las vegas altoandinas y los glaciares, el aporte de las geotecnologías o Tecnologías de Información Geográfica (TIG's) a su estudio y las dimensiones espaciotemporales en el análisis geográfico.

Como punto de partida se plantea el problema que presenta el abordaje de las áreas montañosas tanto desde su definición como desde su delimitación. Dentro de este contexto, se describen las características y la relevancia de las dos variables principales de análisis que estructuran esta tesis: las vegas altoandinas y los glaciares. En ambos casos se destacan aspectos que hacen referencia a su comprensión global, pero también a su importancia regional.

Luego, se analiza la importancia de las geotecnologías en el estudio de la alta montaña y sus componentes, considerando las características topográficas y particularidades que dificultan su relevamiento in situ. También, se abordan los aspectos conceptuales y metodológicos de la geografía y las geotecnologías que convergen en el enfoque de la Geografía cuantitativa aplicada.

Finalmente, se considera la relevancia de la incorporación de la dimensión espaciotemporal de acuerdo a los cinco conceptos fundamentales que dan especificidad a la geografía (localización, distribución espacial, asociación espacial, interacción espacial y evolución temporal). En este marco se destaca la heterogeneidad del espacio geográfico y el papel del tiempo en la evolución de los procesos que contribuyen a la comprensión del estado actual del paisaje. También, se mencionan las nuevas perspectivas y desafíos que surgen a partir del crecimiento en la disponibilidad de datos.

2.2. La geografía de las montañas

Las montañas constituyen una temática destacada en los estudios geográficos tanto desde el punto de vista de los componentes físicos como humanos. Sin embargo, muchas veces la relevancia de su estudio dentro de la geografía ha quedado desdibujada, tanto en las diferentes tradiciones físicas como humanas, debido a los problemas de definición de las mismas. De este modo muchas problemáticas, especialmente sociales, han sido abordadas sin mencionar que se desarrollan en un contexto montañoso (Funnell & Price, 2003).

Qué es una montaña y qué características la definen han sido temas de debate durante muchos años, por lo que incluso en la actualidad es difícil encontrar una definición de montaña y más concretamente de alta montaña que sea aplicable de manera universal (Viviroli et al., 2007). Inicialmente (comienzos del siglo XIX), muchos autores basaron su definición en un aspecto estrictamente altitudinal o del relieve, pero estos criterios fueron considerados incompletos. Por esta razón, otros autores, como Peattie (1936), intentaron definiciones más amplias que incluían la percepción de las comunidades en lo que podía ser considerado como montaña. Mientras, que otras aproximaciones como la de los geógrafos alemanes distinguían entre alta montaña (Hochgebirge) y montaña media (Mittelgebirge).

En el primer caso se referían a aquellas áreas en donde solo operaban procesos físicos mientras que en el segundo caso la modificación del espacio por la acción del hombre era evidente (Funnell & Price, 2003; Price, 1992). Tradicionalmente, el estudio de las montañas estuvo basado en los ambientes alpinos cuyas características se convirtieron en una referencia para su análisis independiente del lugar en que se ubicaran. Sin embargo, las zonas montañosas pueden desarrollarse a nivel global a diferentes alturas y bajo diferentes condiciones ambientales que no responden necesariamente a las características alpinas. Algunos intentos por definir las incluyen diferentes características. Así, para Price (1992), el paisaje de alta montaña puede definirse como el área por encima del límite del bosque, cuando este existe, caracterizada por la presencia de glaciares, procesos de congelamiento y de remoción en masa. Körner et al. (2011) definen a los ambientes alpinos superiores, desde el punto de vista de la distribución de la vegetación, como aquellos sitios que pueden ser empíricamente caracterizados por un período de crecimiento de la vegetación de 94 días y una temperatura media de 6,4°C durante dicho período. No obstante, la definición de lo que se considera montaña y más específicamente alta montaña dependerá de los objetivos del trabajo y la ubicación de las mismas. Una precisa delimitación requiere la incorporación de criterios locales relativos al relieve, clima, vegetación o accesibilidad (Viviroli et al., 2007).

Recientemente, el interés por las montañas ha cambiado notablemente y el papel destacado de las mismas se ha puesto de relieve particularmente en los debates ambientales y de desarrollo, tanto a nivel global como local (Funnell & Price, 2003). Cada vez más se insiste en la relevancia de las montañas y especialmente de la alta montaña por su rol en la generación del recurso hídrico. Este rol se manifiesta tanto desde el punto de vista de los

ambientes naturales (glaciares, deshielo, vegetación, caudal de los ríos) como en un amplio espectro de actividades socioeconómicas (consumo humano, agricultura, ganadería, industria, producción de energía eléctrica, etc.). Esta importancia trasciende en la mayoría de los casos a las zonas montañosas, y se extiende varios kilómetros aguas abajo (Beniston, 2012; Hammond et al., 2018; Malmros et al., 2018).

La geografía ha realizado una importante contribución al conocimiento de la montaña debido a la amplitud de temas que abarca como la geografía física, el cambio climático, la hidrología, la geomorfología, la biogeografía, los sistemas de información geográfica, los sensores remotos, la geografía humana, el turismo, etc. En esta tesis se propone abordar la temática de la alta montaña a partir de dos componentes del ambiente natural como son los glaciares y un tipo de cobertura vegetal que son las vegas altoandinas considerando el contexto climático en el que se desarrollan. El aspecto social, si bien es un componente muy importante de la alta montaña no será desarrollado en profundidad, sino que se considerarán algunos aspectos como indicadores de la relevancia de la montaña en el desarrollo de la vida de las poblaciones aguas abajo en los Andes Centrales de Argentina.

2.3. Cuerpos de hielo, vegas altoandinas y cambios hidro-climáticos recientes de la alta montaña

2.3.1. Cuerpos de hielo

Dentro de la alta montaña de los Andes Centrales de Argentina es posible encontrar una gran diversidad de cuerpos de hielo que actúan como reguladores del recurso hídrico y que se pueden agrupar en dos grandes categorías de acuerdo a su origen, características morfológicas y contenido de hielo: glaciares y glaciares de escombros (IANIGLA-

CONICET, 2010). Los glaciares pueden tener hielo descubierto y/o cubierto y pueden ser subdivididos en las categorías de valle y de montaña (Figura 2 a). Los glaciares de valle se caracterizan por un área de acumulación bien definida, limitada por la topografía y cuyo hielo fluye por el valle hacia zonas más bajas (Rau et al., 2005). Por el contrario, los glaciares de montaña se ubican en los sectores más altos de las regiones montañosas y en lugares con características morfológicas especiales como, por ejemplo, circos y nichos (Rau et al., 2005). En ambos casos se trata de cuerpos de hielo permanente formados por la recrystalización de la nieve y/o hielo con evidencias de movimiento tales como grietas, ojivas y morenas (IANIGLA-CONICET, 2010) (Figura 2 a). En los sectores más bajos de la alta montaña es posible apreciar procesos criogénicos y geformas características del ambiente periglacial entre las que se destacan por su contenido de hielo los glaciares de escombros. Estos son considerados como cuerpos de detrito congelado y hielo en su interior con evidencias de movimiento por acción de la gravedad (Figura 2 b) (IANIGLA-CONICET, 2010). También, es común observar glaciaretos o manchones de nieve perennes, que a diferencia de los glaciares tienen una superficie menor y no presentan señales de movimiento (IANIGLA-CONICET, 2010) (Figura 2 c).



Figura 2. Ejemplos de diferentes cuerpos de hielo que es posible encontrar en los Andes Centrales.

a) Glaciar de montaña (Lágrimas) con sectores de hielo descubierto y cubierto por detritos (34,8°S y 70,3°O), b) glaciar de escombros (35,2°S y 70,1°O) y c) manchón de nieve perenne o glaciarete (35,1°S y 70,1°S).

En el ING, publicado oficialmente en el año 2018, pero realizado mayormente con imágenes del 2010, en los Andes Centrales se identificaron 8076 masas de hielo distribuidas en 1767 km² (Zalazar et al., 2020) (Figura 3 a, b y c). De la superficie total, 1150 km² (65%) corresponde a glaciares, 67 km² (4%) a manchones de nieve perennes y 550 km² (31%) a glaciares de escombros. Además, muchos glaciares presentan una extensa cobertura de detritos que representa aproximadamente el 20% de la superficie total (Zalazar et al., 2020).

Los glaciares de valle y de montaña son los que tienen mayor superficie con un área promedio de 1,2 km², aunque con una importante variabilidad. Así, por ejemplo, el glaciar de mayor tamaño de la región, en la cuenca del río Tunuyán, tiene 57 km² y es el de mayor tamaño de los Andes argentinos fuera de los Andes del sur de la Patagonia. Por el contrario, los glaciaretos y glaciares de escombros tienen una superficie sustancialmente menor, el área media es de 0,04 km² en el primer caso y 0,1 km² en el segundo.

La altura a la que se ubican las masas de hielo va disminuyendo hacia el sur y en el sector central es donde se encuentran las de mayor tamaño en coincidencia con los sectores más elevados de la cordillera y las menores temperaturas medias. Los glaciares de escombros se localizan en general en una franja altitudinal inferior a la de los glaciares (Figura 3 d).

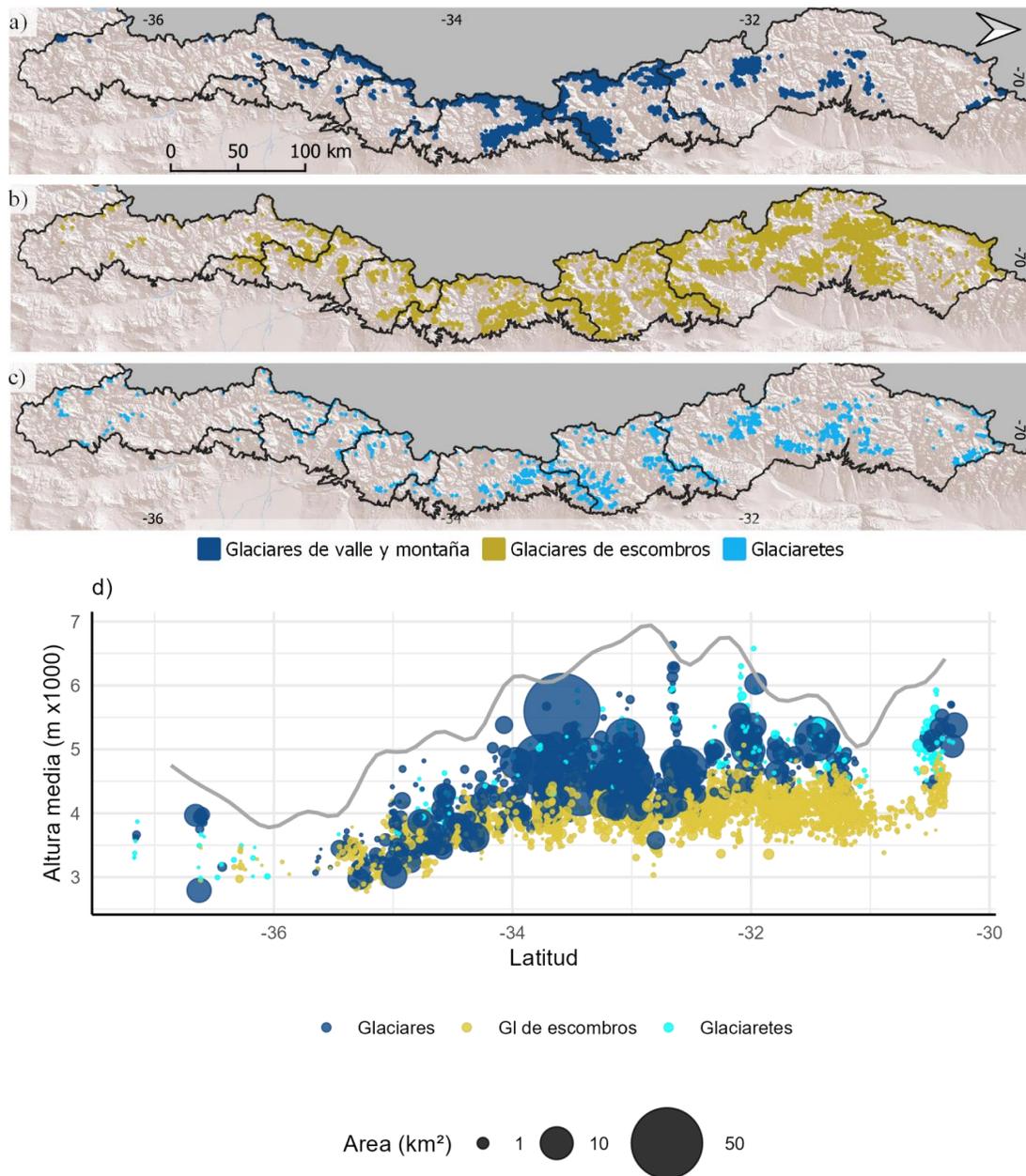


Figura 3. Distribución de las diferentes masas de hielo de los Andes Centrales en base a datos del ING.

a) Mapa con la distribución espacial de los glaciares de valle y montaña b) glaciares de escombros y c) manchones de nieve perennes o glaciaretos. d) Distribución altitudinal de las diferentes categorías de cuerpos de hielo. La línea gris indica los valores medios de elevación de la cordillera en el límite con Chile según datos del MDE SRTM v.4.

En la alta montaña, los glaciares tienen una función destacada en el ciclo hidrológico, debido a que, más allá de su aporte al caudal de los ríos, contribuyen a la recarga de los acuíferos y proveen volúmenes extras de agua durante la estación seca e incluso durante períodos de sequía prolongada que ha llevado a considerarlos como “torres de agua” (Marzeion et al., 2014; Radić & Hock, 2014). Esta contribución es mucho más importante a nivel local mientras que aguas abajo su aporte es sustancialmente menor (Viviroli et al., 2011).

Los glaciares constituyen, además, una reserva de agua dulce para regiones, en muchos casos, densamente pobladas del planeta debido a que una importante cantidad está actualmente almacenada en ellos (Huss et al., 2017). Por otro lado, son muy sensibles al cambio climático y uno de los indicadores más claros de lo que está pasando con el clima.

A escala anual, los glaciares acumulan nieve en la parte superior (zona de acumulación) y pierden nieve y hielo en la parte inferior (zona de ablación). Las zonas de acumulación y de ablación están separadas por la línea de equilibrio denominada ELA, por sus siglas en inglés (Equilibrium-Line Altitude), cuyas variaciones en altura resultan en un cambio en la proporción de estas dos áreas y en consecuencia del balance de masa del glaciar (Rabatel et al., 2005). En el período de un año, cuando la acumulación es igual a la ablación se dice que el glaciar está en equilibrio con el clima local. Si la acumulación supera a la ablación durante un período de años o décadas, el balance de masa es positivo y es de esperar un aumento en el volumen y un avance del glaciar. Por el contrario, si la ablación es mayor a la acumulación se dice que los glaciares tienen un balance de masa negativo y disminuyen su tamaño (volumen y área) (Cogley, 2012).

En esta tesis el estudio de fluctuaciones anuales se focaliza particularmente en los sectores de hielo descubierto de los glaciares y manchones de nieve perennes debido a los elevados niveles de retroceso registrados en las últimas décadas en estas categorías y su impacto en la escorrentía (Braun et al., 2019; Dussaillant et al., 2019; Zemp et al., 2019). Los glaciares de escombros, si bien constituyen elementos relevantes dentro del ciclo hidrológico de la alta montaña, no fueron analizados en detalle puesto que son considerados más resilientes al cambio climático (Benn et al., 2012; Ferri et al., 2020; Jones et al., 2023). Además, su identificación y los cambios que experimentan en el tiempo son, por el momento, difíciles de evaluar mediante métodos automáticos convencionales, puesto que la respuesta espectral de estas geoformas es muy similar al ambiente circundante. Por lo tanto, el modo de delimitación más utilizado depende de la interpretación visual de características morfológicas mediante imágenes satelitales de alta resolución espacial (Jones et al., 2018; Racoviteanu et al., 2009; Scotti et al., 2013). A esto se agrega el hecho de que los cambios usualmente no se manifiestan en el área sino más bien en las variaciones de espesor.

2.3.2. Vegas altoandinas

Las vegas altoandinas, mallines o bofedales constituyen un tipo de humedal que se caracteriza por diferenciarse claramente del ambiente árido circundante, por tener una cobertura de vegetación mayor al 70% con una alta productividad y diversidad (Squeo et al., 2006) (Figura 4). Este tipo de vegetación de característica herbácea e higrofítica se desarrolla en sectores con suelos saturados de agua, pobremente drenados. Usualmente, las vegas están localizadas en fondos de quebradas, valles o depresiones de laderas y en lugares con abundante materia orgánica (Ontivero & Martínez Carretero, 2013). En los Andes Centrales éstas pueden tener áreas que varían entre menos de una a cientos de

hectáreas en donde se destaca la presencia de comunidades de *Juncaceas* y *Cyperaceas* de los géneros: *Juncus*, *Oxalis*, *Deyeuxia*, *Carex* y *Eleocharis*. También se puede encontrar pastizales de gramíneas en las áreas periféricas de los géneros *Festuca*, *Hordeum*, *Rumex*, *Bromus* y *Trifolium* (Sosa & Guevara, 2017).

Las vegas altoandinas, en el sector comprendido entre los 18°S y 34°S, se distribuyen a elevaciones que van desde los 3200 a los 5000 msnm en el sector central y mayores a 2800 msnm en el límite sur (Squeo et al., 2006). Algunos estudios a nivel local en diferentes sectores de los Andes Centrales, sostienen que las mismas se distribuyen en un rango altitudinal que varía entre los 3300 y 3900 msnm en el norte (Dalmaso & Márquez, 2018) y entre los 2500 y 2800 msnm en el sur (Méndez, 2014) (Anexo 1). En el inventario de vegas realizado en la provincia de San Juan, en la cuenca del río homónimo y en la franja comprendida entre los 3000 y 4500 msnm se identificaron 161 vegas que cubren una superficie de 87,25 km². De acuerdo al mismo trabajo la superficie ocupada por vegas y las unidades de mayor tamaño se encuentran entre los 3000 y 4000 msnm (Ontivero & Martínez Carretero, 2013).

La vegetación de las vegas altoandinas está adaptada a condiciones caracterizadas por las bajas temperaturas y un corto período de crecimiento (Lamprecht et al., 2018). Por lo tanto, es muy sensible al incremento de las temperaturas y puede ser considerada como un indicador del impacto del calentamiento global en la biota. Este tipo de vegetación no tiene grandes respuestas de adaptación en cortos períodos de tiempo, sino que las transformaciones son más evidentes en un contexto sostenido de cambios, puesto que se trata en la mayoría de los casos de plantas perennes de crecimiento lento y larga vida (Lamprecht et al., 2018).

Las vegas se alimentan del derretimiento de la nieve caída en el invierno, lluvia, agua superficial, deshielo glacial y agua subterránea y su periodo de crecimiento está restringido al verano debido a las bajas temperaturas del invierno y la cobertura nival. Estas se ubican generalmente en sectores con aportes de agua subterránea por lo que están menos expuestas al déficit hídrico que la vegetación circundante (Squeo et al., 2006). Por lo tanto, constituyen pequeños espacios húmedos rodeados de un contexto árido, que se diferencian por tener la mayor productividad y biodiversidad de la alta montaña de zonas áridas y semiáridas. Estos espacios constituyen sitios de refugio y alimento para la fauna, incluyendo aves que nidifican en el suelo, artrópodos y mamíferos (Squeo et al., 2006). A pesar de las difíciles condiciones que produce la altura se extienden hasta el límite hidrológico y altitudinal que permite una distribución extendida de la cobertura vegetal (Squeo et al., 2006). Por encima de este límite todavía es posible encontrar vegetación, sin embargo, se trata de plantas esparcidas en roquedales y adaptadas a condiciones de bajas temperaturas, períodos de crecimiento vegetal muy cortos y con una cobertura de suelo que en general no supera el 15% (Méndez, 2011; Méndez et al., 2006).

Las vegas pueden ser clasificadas de acuerdo a criterios morfológicos e hídricos, así es posible encontrar vegas de ribera de ríos ubicadas en planicies fluviales, de laderas en laderas montañosas o en la base de conos de deyección, de depresiones sin descarga superficial y de líneas de falla. Las primeras presentan un desarrollo de tipo lineal angosto, las de fondo de quebrada tienen forma triangular y las últimas también tienen una característica lineal pero transversal a la ladera (Ontivero et al., 2022). A nivel de detalle dentro de una vega se pueden diferenciar tres zonas, dependiendo de la disponibilidad de agua, contenido de humedad y variaciones en la topografía. Desde el sector más seco al

más húmedo estas suelen clasificarse en periférica, intermedia y central (permanentemente anegada). La mayor parte de la vegetación es perenne, sin embargo, en los márgenes puede extenderse o secarse dependiendo del aporte de agua (Dangles et al., 2017; Ontivero, 2015).



Figura 4. Vega ubicada en subcuena del río Valenzuela en la cuenca del río Colorado, noviembre de 2019 (35,2°S y 70,5°O).

Al igual que los glaciares, las vegas actúan como reservas y como reguladoras del recurso hídrico puesto que acumulan agua en momentos de mayor disponibilidad y la liberan en períodos de sequía (Ontivero & Martínez Carretero, 2013). En un contexto caracterizado por la retracción de los glaciares, hay un creciente interés en el rol de los humedales de altura como reguladores del recurso hídrico que ha llevado a considerarlos como las nuevas “torres de agua” en sectores como la Cordillera Blanca en Perú (Polk et al., 2017; Rasmussen, 2019). Por otro lado, proveen de importantes funciones ecosistémicas como retención del carbono, almacenamiento y regulación en la provisión de agua y espacios para la producción de ganado (Izquierdo et al., 2015; Mazzarino & Finn, 2016). Los impactos negativos más frecuentes producidos por la acción del hombre en las vegas están asociados al sobrepastoreo que disminuye la cobertura vegetal e incrementa la erosión y la salinización. También, se destaca la sobreexplotación y desvío del recurso

hídrico aguas arriba y la actividad minera que además de demandar grandes volúmenes de agua puede destruir la cobertura vegetal. Finalmente, también suelen verse afectadas por la construcción de caminos que pueden conducir a la fragmentación de la vega y la interrupción del drenaje superficial y subsuperficial ocasionando el desecamiento de sectores que dejan de recibir aporte hídrico (Ontivero & Martínez Carretero, 2013).

Por lo tanto, constituyen áreas altamente dependientes del recurso hídrico, sensibles al cambio climático y a los disturbios ocasionados por la actividad humana. Sin embargo, si las vegas no han perdido suelo suelen responder positivamente en cortos períodos de tiempo a intervenciones de manejo debido a sus suelos con mayor contenido de humedad y materia orgánica con respecto a los suelos de la vegetación de estepa. Esto ha sido observado, por ejemplo, en bofedales en Bolivia y vegas en los Andes Centrales, en donde la productividad y la cobertura de especies dominantes se han incrementado más del 30% en una sola temporada de crecimiento, al realizar clausuras (Barros et al., 2014). Si bien, el impacto de la actividad humana en las vegas es indudable, este tiene características más locales y difíciles de cuantificar a nivel regional y mediante sensores remotos. El estudio de estos impactos requiere de trabajos in situ que escapen a los objetivos de esta tesis, que se focaliza fundamentalmente en procesos ambientales.

2.3.3. Transformaciones hidro-climáticas recientes en la alta montaña

La temperatura disminuye con la altura y esta disminución tiene consecuencias sobre la precipitación que cae en forma de nieve o de lluvia. De esta manera, los cambios en la temperatura que está experimentando el planeta tienen un impacto directo en la disminución de la precipitación en forma de nieve, que en algunos casos puede convertirse en lluvia, y en el funcionamiento del permafrost y de los glaciares (Hock et al., 2019). A

nivel global el área cubierta por la nieve y su duración han registrado una notable reducción, en promedio unos cinco días por década, particularmente en los últimos 20 años y a elevaciones menores (Hock et al., 2019). Notarnicola (2020) señala que el 78% de las montañas del mundo presenta tendencias negativas en alguno de los parámetros relacionados con la cantidad, duración y extensión de la nieve.

En consecuencia, se espera que el aumento de la temperatura tenga efectos negativos en el ciclo hidrológico, especialmente en zonas en donde la provisión de agua depende del derretimiento de la nieve acumulada en las montañas. Uno de los rasgos más evidentes de estas transformaciones es el retroceso y desaparición de glaciares (Barnett et al., 2005; Kohler et al., 2010). La mayoría de los glaciares del planeta están actualmente en desequilibrio con el clima y se estima que perderán cerca de un tercio de su volumen hasta alcanzar un estado de equilibrio con el clima actual (Mernild et al., 2015). Cuando el balance de masa es negativo los glaciares incrementan su contribución a los ríos. Sin embargo, si estos balances negativos se prolongan en el tiempo los glaciares van disminuyendo paulatinamente la superficie y el volumen hasta que llega un momento en que el aporte de agua comienza a disminuir, proceso que ha sido denominado “peak water” (Braun, et al., 2000; Carey et al., 2014; Collins, 2008; Ragettli et al., 2016). Algunos autores consideran que nos encontramos en una transición de montañas con glaciares a una situación en donde la cobertura de nieve permanente y los glaciares se reducen dramáticamente o incluso desaparecen afectando tanto a los sistemas naturales como humanos que dependen de la montaña (Huss et al., 2017). Los cambios en el largo, área y masa de los glaciares muestran una clara tendencia negativa en las últimas décadas, que se pone en evidencia en el aumento del nivel del mar a nivel global, en el ciclo hidrológico a

nivel regional y el incremento de riesgos a nivel local (Zemp et al., 2015). Por lo tanto, la situación de los glaciares constituye una preocupación a nivel global, regional y local tanto desde el punto de vista académico como gubernamental y de la sociedad en su conjunto (Radić & Hock, 2014).

Los cambios que está experimentando la alta montaña afectan también a la distribución, biodiversidad y productividad de la vegetación. En las últimas décadas, el cambio más evidente observado en los ecosistemas de montañas es un desplazamiento hacia arriba del límite superior en la distribución de plantas y animales y un incremento en la diversidad de especies (Grytnes et al., 2014). El aumento de la temperatura, la disminución en el espesor, duración y extensión de la cobertura nival, así como el adelantamiento del derretimiento, sumados al retroceso de los glaciares y cambios en el permafrost pueden impactar de manera positiva o negativa en la vegetación de montaña. En algunos casos, el adelanto en el derretimiento de la nieve repercute en un crecimiento adelantado de las plantas, lo que acompañado con una provisión de agua suficiente puede conducir a un aumento de la productividad. Sin embargo, en zonas con precipitaciones insuficientes durante el verano, un derretimiento adelantado de la nieve puede alterar la composición de las especies y conducir a una disminución de la productividad (Hock et al., 2019).

La provisión de agua es una de las funciones ecosistémicas de la alta montaña más afectada por el cambio climático, con consecuencias muy importantes para las comunidades locales como para las poblaciones adyacentes (Palomo, 2017). El cambio climático, que se manifiesta en la alta montaña por alteraciones en los patrones de precipitación y el retroceso de los glaciares altera la disponibilidad de agua. En latitudes medias se estima que

el pico de primavera en cuencas dominadas por el aporte de nieve ocurrirá antes y en la alta montaña es de esperar un incremento en la escorrentía de invierno, adelantamiento en el pico de primavera y disminución de la escorrentía en verano (Barnett et al., 2005; Hock et al., 2019).

La altitud genera condiciones difíciles para la vida humana en la alta montaña debido a la baja presión y temperatura. Estas características limitan el establecimiento de gente de manera permanente, por lo que la densidad de población es usualmente baja (Barry, 2008). Sin embargo, lo que sucede en la alta montaña tiene una gran relevancia para grupos humanos que viven aguas abajo. La combinación de los efectos del cambio climático en la montaña y el crecimiento de la población es de esperar que agraven significativamente la disponibilidad de agua no solo para el consumo humano sino también para diferentes actores económicos. Esto es especialmente importante para regiones con tendencia a crisis recurrentes en cuanto a la disponibilidad del recurso hídrico como zonas áridas y semiáridas (Buytaert & De Bièvre, 2012; Viviroli et al., 2011).

2.4. Geografía cuantitativa aplicada y su relevancia en los estudios de alta montaña

Las zonas de alta montaña son usualmente de difícil acceso debido a la topografía y condiciones climáticas y, en consecuencia, muchas áreas están insuficientemente monitoreadas. Desde el punto de vista climático, por ejemplo, se presentan grandes dificultades en cuanto a la instalación y mantenimiento de estaciones meteorológicas. Incluso, cuando es posible encontrarlas, no son totalmente representativas pues, frecuentemente están localizadas en valles y de este modo las laderas y picos quedan

subrepresentados por lo que los datos resultan escasos e irregularmente distribuidos (Kohler et al., 2010; Masiokas et al., 2006). Ante esta situación, los sensores remotos, que han tenido un importante desarrollo desde mediados del siglo XX, ofrecen la posibilidad de superar esta limitación puesto que facilitan el monitoreo de grandes extensiones de áreas montañosas en diferentes escalas espaciales y temporales (Kääb, 2005; König et al., 2001).

La geografía tiene una larga tradición en la incorporación de métodos y técnicas cuantitativos en sus análisis, los cuales se revitalizaron a partir de la revolución que generó el desarrollo de las geotecnologías. Estas geotecnologías, que están integradas por los Sistemas de Información Geográfica (SIG) y tecnologías asociadas como sensores remotos y Sistemas de Posicionamiento Global (GPS) se han convertido en una herramienta esencial en los análisis espaciales. La utilización de estas tecnologías posibilita, mediante sus funciones básicas, la obtención, almacenamiento, tratamiento y procesamiento de los datos geográficos desde un punto de vista sistémico (Fuenzalida et al., 2018).

El análisis espacial, herramienta fundamental de la geografía, se puede definir desde un punto de vista temático como una serie de técnicas matemáticas y estadísticas aplicadas al análisis de datos distribuidos en el espacio geográfico. Mientras, que desde el punto de vista tecnológico es un componente esencial de las TIG's, puesto que provee una serie de herramientas para el estudio de las relaciones que se producen entre diferentes entidades espaciales. Desde esta perspectiva, la geografía cuantitativa puede ser considerada como una ciencia aplicada en donde los conocimientos obtenidos a través de la investigación no constituyen un objetivo en sí mismo, sino que busca generar conocimientos que resulten de utilidad para comprender y resolver problemas que enfrenta la sociedad (Buzai et al., 2009).

2.5. Análisis espaciotemporales y “big data”

El análisis geográfico constituye el sustento de todo proceso de la investigación en la geografía teniendo en cuenta los cinco conceptos fundamentales que dan especificidad a la ciencia: localización, distribución espacial, asociación espacial, interacción espacial y evolución temporal (Buzai & Baxendale, 2013).

La dimensión espacial está presente en el concepto de localización que hace referencia a que todas las entidades tienen una ubicación en el espacio geográfico, tanto como sitio específico (espacio absoluto) como cambiante con respecto a otros sitios (relativo). Mientras, que la distribución espacial se focaliza en la manera en que las diferentes entidades se reparten en el espacio geográfico. Usualmente, las formas en que estas distribuciones se presentan varían de un lugar a otro y difícilmente se reparten de forma homogénea (Buzai & Baxendale, 2010). Por su parte, la asociación espacial analiza similitudes al comparar diferentes distribuciones espaciales que permiten delimitar áreas homogéneas. Finalmente, algunos estudios basados en la interacción espacial buscan establecer vínculos entre las diferentes entidades geográficas teniendo en cuenta las localizaciones, distancias y flujos (Buzai & Baxendale, 2013).

Si bien, los estudios geográficos son principalmente considerados como relativos al presente, la dimensión temporal es de gran relevancia puesto que el pasado influye en las manifestaciones actuales del paisaje y el futuro permite modelar su evolución. La inclusión de la dimensión temporal posibilita establecer una serie de períodos que contribuyen a la comprensión del presente y las variaciones en las distribuciones espaciales (Buzai & Baxendale, 2013).

En la actualidad se asiste a un crecimiento exponencial de la cantidad de datos que ha dado lugar a lo que se ha denominado “big data”. Dentro de esta denominación se incluye una gran variedad de tecnologías para la obtención, almacenamiento y manejo de la información, que se caracteriza por la velocidad, variedad y volumen, así como por la flexibilidad y exhaustividad (Ferreira & Vale, 2022). Muchos de estos datos son de naturaleza geográfica y contienen ya sea de forma explícita o implícita información espacial. Algunos autores señalan que el concepto de “big data” representa un nuevo paradigma computacional en donde los algoritmos automatizados adquieren gran relevancia (Graham & Shelton, 2013).

El procesamiento de esta gran cantidad de datos representa un desafío en la actualidad en cuanto a su almacenamiento, descarga, procesamiento y análisis. Si estos desafíos no son resueltos resulta imposible poder explorarlos en toda su potencialidad. De este modo, esta explosión en la cantidad de información está cambiando la manera en que la misma es capturada, almacenada y procesada (Ma et al., 2015).

Un aspecto importante dentro de este nuevo paradigma es la posibilidad de acceder a datos espaciales y sus correspondientes series temporales a diferentes escalas globales, regionales y locales. Por lo tanto, esta habilidad ha impactado en el número de trabajos que analizan las variaciones espaciotemporales desde diferentes perspectivas, sociales, económicas, ambientales, climáticas, etc. Estos abordajes se caracterizan por el análisis de entidades con atributos temporales y espaciales y por el uso de métodos y técnicas específicas que involucran su procesamiento (Dong & Guo, 2021).

Uno de los desarrollos más importantes en cuanto al manejo de los datos geográficos ha sido el surgimiento de plataformas basadas en técnicas computacionales en la nube, es decir la provisión de diversos servicios de bases de datos, almacenamiento y programas, entre otros, a través de internet. Mediante la virtualización tecnológica el acceso a los datos y a su procesamiento es más asequible (Ma et al., 2015).

Estas plataformas, no sólo facilitan la visualización y consulta de la información espacial sino también su procesamiento, entre las cuales se destaca Google Earth Engine (GEE). De esta manera es posible procesar una gran cantidad de datos a diferentes escalas espaciales y temporales sin necesidad de tener que descargarlos. GEE incluye bases de datos provenientes de un gran número de satélites, variables ambientales, climáticas, topográficas, coberturas de suelo, etc. A partir de las funcionalidades de la plataforma es posible evaluar el estado actual y distribución de determinadas variables y el análisis de series temporales (Gorelick et al., 2017).

2.6. Conclusiones

Las montañas y sus diferentes componentes, como glaciares y vegas, constituyen una parte importante de los estudios geográficos, que han sido abordados tanto desde el punto de vista natural como social. Sin embargo, el problema de su definición ha sido motivo de debate. Más allá de la forma en que se defina la alta montaña existen indudablemente elementos que la caracterizan como son los glaciares y una vegetación adaptada a las difíciles condiciones ambientales como son las vegas altoandinas en los Andes Centrales.

Al problema de definición se suma el hecho de la dificultad de monitoreo debido a las características del relieve que han limitado las posibilidades de análisis. Ante este escenario las geotecnologías, particularmente a partir de los sensores remotos, han contribuido desde mediados del siglo XX al estudio de las montañas de una manera más integral. Estas tecnologías incorporaron un conjunto de técnicas matemáticas y estadísticas que tradicionalmente habían sido utilizadas en el análisis del espacio geográfico. Actualmente, la creciente cantidad de datos geo-espaciales representan una oportunidad para ampliar el conocimiento de la montaña a diferentes escalas espaciotemporales a la vez que constituye un desafío en cuanto a su almacenamiento y procesamiento.

CAPÍTULO 3

DISEÑO METODOLÓGICO. UNA APROXIMACIÓN A LOS MATERIALES Y MÉTODOS ESPACIOTEMPORALES EN EL CONTEXTO DE LAS GEOTECNOLOGÍAS

3. DISEÑO METODOLÓGICO: UNA APROXIMACIÓN A LOS MATERIALES Y MÉTODOS ESPACIOTEMPORALES EN EL CONTEXTO DE LAS GEOTECNOLOGÍAS

3.1. Introducción

En este apartado se desarrollan los principales aspectos metodológicos que son comunes y estructuran diferentes capítulos. El mismo consiste en una descripción general de los materiales y métodos que posibilitan el mapeo de la situación actual y análisis de las variaciones espaciotemporales de las vegas altoandinas, glaciares, así como las relaciones que se establecen entre ambas coberturas y el contexto climático que les da sustento.

Los datos provenientes fundamentalmente de sensores remotos fueron procesados mediante técnicas aportadas por la geografía cuantitativa e incorporando dimensiones de análisis a diferentes escalas espaciotemporales, puesto que los procesos ambientales evolucionan en tiempo y espacio. Este enfoque incluyó la utilización de métodos desarrollados por la estadística espacial, ampliamente empleados en análisis socioeconómicos, pero para los que no se encontraron antecedentes en el estudio de vegas altoandinas y glaciares.

Por lo tanto, como punto de partida de este capítulo se detallan los datos de base tales como imágenes satelitales, productos climáticos y modelos digitales de elevación, entre otros. También, se presentan las principales herramientas utilizadas en el procesamiento de los datos en donde plataforma Google Earth Engine (GEE) ocupa un lugar destacado, así como los índices espectrales obtenidos a partir de imágenes satelitales.

Finalmente, se describen las técnicas estadísticas y geoestadísticas empleadas, tanto para los análisis de datos espaciales como para las series temporales.

3.2. Fuentes de datos espaciotemporales

3.2.1. Imágenes satelitales

Las imágenes satelitales se procesaron principalmente mediante la utilización de métodos de extracción automática teniendo en cuenta dos objetivos principales, primero obtener un mapa con la distribución espacial actual (año 2020) de vegas altoandinas y el hielo descubierto de los glaciares y segundo analizar las variaciones espaciotemporales (1986-2020) de dichas coberturas en la alta montaña de los Andes Centrales de Argentina. Cabe recordar, que el sector con hielo cubierto de los glaciares, si bien constituye una característica destacada de los glaciares de los Andes Centrales, no se puede identificar mediante métodos automáticos, puesto que su respuesta espectral es muy similar al ambiente circundante. Para cumplir con estos objetivos se trabajó con imágenes ópticas provenientes de dos satélites de distribución gratuita como son Sentinel 2 (A y B) y Landsat (5, 7 y 8).

La selección de las imágenes es un factor clave a tener en cuenta al momento de identificar los usos y coberturas terrestres con imágenes ópticas. En este sentido, es necesario tener en cuenta básicamente tres elementos: la nubosidad, la presencia de nieve estacional, especialmente en el caso del hielo descubierto, y las sombras producidas por la topografía (Paul et al., 2013). En los Andes Centrales el mejor momento para obtener imágenes es durante el verano (enero, febrero, marzo) porque se trata de la estación seca en alta montaña y en teoría garantiza menor nubosidad, sombras y cobertura de nieve y es

cuando la vegetación está más expresiva. Por lo tanto, en la identificación, caracterización y análisis de fluctuaciones de la superficie con vegas y hielo descubierto se trabajó con imágenes del verano.

Para realizar el mapa de distribución de vegas altoandinas y para actualizar los datos del ING acerca del área ocupada por hielo descubierto (año 2020) se emplearon imágenes del satélite Sentinel 2. Las mismas son obtenidas a partir de dos satélites Sentinel 2A (S-2A) y B (S-2B), el primero fue lanzado en el año 2015 y el segundo en el 2017. Cada uno de los satélites adquiere imágenes cada 10 días y a través de la superposición de ambos se alcanza una resolución temporal como máximo de 5 días y en latitudes medias entre 2 y 3 días. Sentinel provee imágenes mediante el sensor Multi Spectral Instrument (MSI) en 12 bandas y a una resolución espacial de 10 a 20 m en el VIS (visible), IRC (infrarrojo cercano) y IRM (infrarrojo medio), características que las convierten en un producto ideal para el mapeo de vegetación y de hielo descubierto. Las escenas obtenidas por la misión Sentinel están divididas en tiles de 110 x 110 km y para el caso del área objeto de estudio se utilizan dieciséis imágenes (Gatti & Bertolini, 2013) (Figura 5 a y Tabla 1).

Para el análisis de las fluctuaciones de las vegas altoandinas y del hielo descubierto (1986-2020) se emplearon imágenes Landsat. El proyecto Landsat con sus satélites (Landsat 1, 3, 4, 5, 7, 8 y 9) y sensores Multispectral Scanner (MSS), Landsat Thematic Mapper (TM), Landsat Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+) y Operational Land Imager (OLI), provee imágenes con diferentes resoluciones espaciales, espectrales y radiométricas que datan desde el año 1972. Actualmente, este proyecto posee la más grande y continua base de datos de imágenes satelitales (Wulder et al., 2019). Estas imágenes, constituyen una invaluable fuente de datos, que permiten la caracterización y

reconstrucción de los cambios ocurridos en vegas altoandinas y hielo descubierto en las últimas décadas. En este trabajo se utilizó, inicialmente, una colección de imágenes Landsat 5, 7 y 8 con fechas de adquisición de los datos desde el año 1985. Se trata de imágenes multiespectrales con una resolución espacial media (30 m) y un tiempo de revisita de 16 días, excepto en zonas de superposición en donde es posible obtener imágenes cada 8 días (Wulder et al., 2019). Si bien, se pueden encontrar imágenes anteriores al año 1985 (Landsat 1, 3 y 4) estas tienen una menor resolución espacial, 60 m frente a 30 m de Landsat 5, 7 y 8. Además, presentan una menor resolución espectral y solo cuatro bandas ubicadas en el VIS e IRC (Chander et al., 2009). Por lo tanto, no tienen bandas IRM, que son muy importantes para detectar automáticamente la nieve y el hielo. La ubicación espacial de cada una de las imágenes es codificada, a partir de Landsat 5, mediante lo que se denomina Worldwide Reference System-2 (WRS-2). Este sistema está compuesto por un path (órbita) y row (fila), que identifica de manera única cada una de las escenas, las cuales cubren una superficie aproximada de 185 x 185 km (Wulder et al., 2016). De acuerdo a esta codificación, el área de estudio es cubierta por siete escenas (Figura 5, Tabla 1).

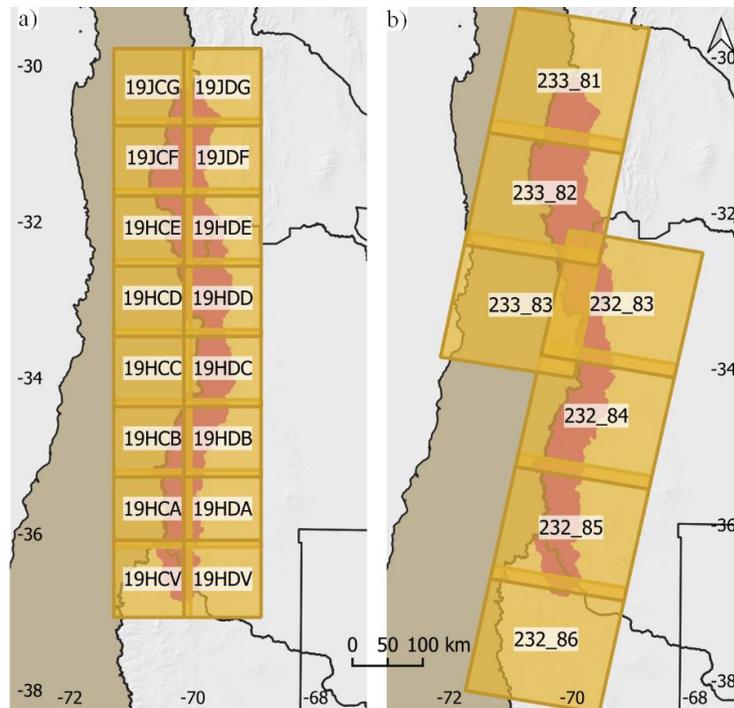


Figura 5. Ubicación y codificación de las imágenes satelitales que cubren el sector de estudio.

a) Sentinel 2 y b) Landsat 5, 7 y 8.

Luego de revisar la colección de imágenes se excluyó del análisis el año 1985 dado que no se encontraron imágenes correspondientes al centro de la región (path and row 232_83 y 232_84). También, se omitieron las imágenes correspondientes al sector sur de la cuenca del Colorado (path and row 232_85 y 232_86). En el primer caso, porque no se obtuvieron escenas para los años 1994, 1995 y 1996 y en el segundo caso entre 1988 y 1997. En consecuencia, la cantidad de imágenes utilizadas fue de 1646 (Figura 6 y Anexo 2).

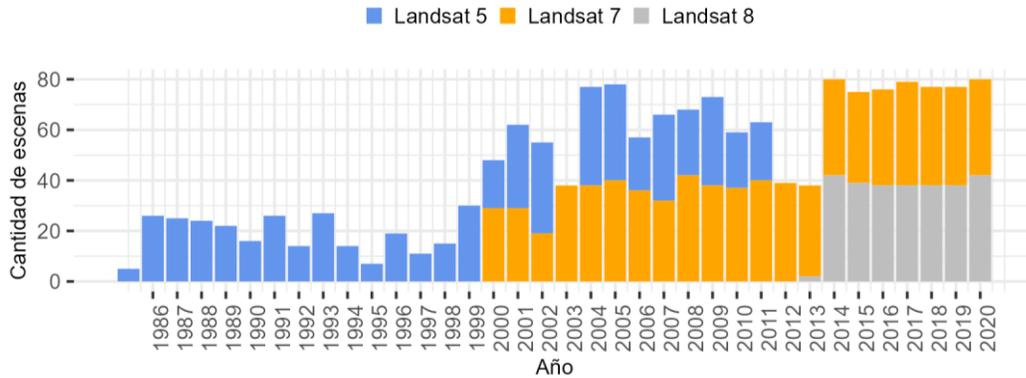


Figura 6. Cantidad de imágenes satelitales Landsat (5, 7 y 8) utilizadas en los análisis de fluctuaciones de vegas y hielo descubierto. Imágenes disponibles anualmente (1985-2020) correspondientes a los meses de enero febrero marzo y clasificadas según el tipo de sensor.

En algunos análisis relativos a la cobertura de nieve se utilizaron imágenes MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) las cuales son adquiridas a través de dos satélites, Terra y Aqua. Ambos satélites obtienen escenas de la superficie terrestre desde el año 2000, cada 1-2 días en 36 bandas espectrales (0,405 y 14,385 μm), con una resolución espacial que varía entre los 250 m y 500 m en el VIS, IRC y el IRM respectivamente (Tabla 1). Si bien, la resolución espacial de las imágenes MODIS es de menor detalle que las de Landsat, la resolución temporal las convierte en ideales para determinados estudios multitemporales a escala regional. La frecuencia temporal diaria permite, entre otras cosas, incrementar la posibilidad de obtener imágenes libres de nubes. Este es uno de los motivos por el cual este sensor es actualmente uno de los más destacados en los estudios de cobertura de nieve (Masson et al., 2018). En este trabajo, para los análisis relativos a la nieve, se emplearon imágenes MODIS-Terra debido a que, en el satélite Aqua, una de las bandas utilizadas para la obtención de los productos de nieve no funciona correctamente (Notarnicola, 2020). La totalidad del área de estudio queda cubierta por una sola escena y se estudió el periodo comprendido entre los años 2000-2020. Existe un gran

número de productos derivados de las imágenes MODIS, para el estudio de nieve se consultó la colección MOD10A1.006 (MODIS/Terra Snow Cover Daily L3 Global 500m SIN Grid, Version 6). La cobertura de nieve es obtenida a partir del Índice de Nieve de Diferencia Normalizada, conocido por sus siglas en inglés como NDSI (Normalized Difference Snow Index). Para el cálculo del índice se elige la mejor observación del día para cada uno de los píxeles seleccionados del producto MODIS/Terra Snow Cover 5-Min L2 Swath 500m (MOD10_L2). Cada imagen de la colección posee cuatro bandas, en este análisis se utilizó la denominada NDSI_Snow_Cover en donde los valores relacionados con la nieve son codificados de 0 a 100 y los píxeles cubiertos por nubes son enmascarados (Riggs et al., 2015). Es importante aclarar que en los análisis relativos a la nieve se consideraron todas las imágenes disponibles a lo largo de todo el año.

Tabla 1. Principales características de las imágenes satelitales utilizadas

Aplicación	Satélite	Sensor	N. bandas	Res. espacial (m)	Ancho escena (km)	Res. espectral (μm)	Revisita (días)
Situación actual (2020) Vegas y hielo descubierto	Sentinel 2 A y B	MSI	12	10 (VIS, IRC)	110	0,443 - 2,190	2 a 5
				20 (IRC, IRM)			
Fluctuaciones (1986 -2020) Vegas y hielo descubierto	Landsat 5	TM	7	30 (VNIR, IRC, IRM)	185	0,45 - 2,35	8 a 16
				120 (TIR)			
	Landsat 7	ETM	8	15 (Pan)			
				30 (VNIR, IRC, IRM)			
Landsat 8	OLI	11	60 (TIR)	2330	0,435 - 12,51	1 a 2	
			15 (Pan)				
Cobertura de nieve (2000 - 2020)	Terra	MODIS	36	250 (Rojo, IRC)	2330	0,405 y 14,385	1 a 2
				500 (Azul, Verde)			
				1000 (VNIR, IRM - TIR)			

3.2.2. Datos climáticos

En el estudio de las características y variaciones de la temperatura (°C) y la precipitación (mm) se utilizó el producto TerraClimate elaborado por la Universidad de Idaho. Se trata de una base de datos agregados mensualmente, desde 1958 hasta la actualidad, con una resolución espacial de ~4 km. Este producto combina información de WorldClim con otras bases que contienen datos con diferentes resoluciones espaciales y temporales y que provienen de fuentes que incorporan mediciones de estaciones meteorológicas y reanálisis. WorldClim es una grilla de datos climáticos interpolados con una resolución espacial de aproximadamente 1 km. Esta incluye valores mensuales de precipitación y de temperatura (máxima, mínima y media) y ha sido desarrollada por la Universidad de Berkeley (Hijmans et al., 2005).

La información provista por TerraClimate ha sido validada globalmente con mediciones de estaciones meteorológicas (3230 para temperatura y 6102 para precipitaciones). Como resultado de esta validación se observó que los datos de temperatura y precipitación presentan una correlación de 0,95 y 0,9 respectivamente para aproximadamente el 80% de las estaciones analizadas (Abatzoglou et al., 2018).

3.2.3. Modelos digitales de elevación

Los modelos digitales de elevación (MDE) se emplearon principalmente en la delimitación de la alta montaña y en la caracterización de la distribución altitudinal de vegas altoandinas, glaciares, temperaturas y precipitaciones.

Entre los MDE disponibles de manera gratuita se seleccionó el denominado SRTM (Shuttle Radar Topography Mission) versión 4. Esta versión presenta rellenados los

faltantes de información y tiene una resolución espacial de aproximadamente 90 m (Jarvis et al., 2008). También, se utilizó el modelo MDE-AR v2.0 desarrollado por el Instituto Geográfico Nacional (IGN) a partir de datos de SRTM con una resolución espacial de 30 m y Advanced Land Observing Satellite (ALOS) "DAICHI" (IGN, 2014).

3.3. Procesamiento de los datos

3.3.1. Google Earth Engine

Gran parte de la obtención de datos y procesamientos iniciales, tanto en el análisis de la situación actual, como de las fluctuaciones de vegas, hielo descubierto, temperatura, precipitaciones y cobertura de nieve fueron realizados con GEE. Esta plataforma tiene entre sus objetivos facilitar la visualización y el procesamiento de una gran cantidad de datos geoespaciales en línea y a diferentes escalas espaciotemporales sin necesidad de descargarlos. Si bien, GEE fue lanzado en el año 2010 su uso ha alcanzado mayor desarrollo a partir del año 2015 (Amani et al., 2020).

Entre otras funcionalidades, la plataforma posee un explorador (EE Explorador) y un editor de códigos (EE Code Editor). En el primer caso, se trata de un visualizador de datos geoespaciales que contiene un gran número de catálogos como los de Landsat (4, 5, 7, 8 y 9), Sentinel (1, 2, 3), MODIS y TerraClimate, entre otros. En el segundo caso, el editor de códigos ha sido diseñado para procesar los datos almacenados en los catálogos mediante el lenguaje de programación JavaScript. Este editor está compuesto de diferentes partes entre las que se destacan un panel en donde se escriben los códigos y un mapa en donde se visualizan los resultados (Amani et al., 2020).

Un concepto importante para el trabajo dentro de la plataforma es el de “colección” mediante el cual imágenes de un mismo sensor son agrupadas. Estas colecciones, además, pueden ser filtradas de acuerdo a búsquedas específicas desde el punto de vista espacial, temporal u otra característica (Gorelick et al., 2017). Así, por ejemplo, se puede crear una colección de imágenes Landsat correspondientes a los meses del verano entre 1986 y 2020 para los Andes Centrales. Además, GEE posee varias funciones para realizar diferentes tipos de procesamientos en una sola imagen o en una colección de imágenes que van desde simples operaciones matemáticas a otras más complejas y algoritmos de machine learning (Amani et al., 2020) (Figura 7).

Otro concepto importante en GEE es el de “reductores”, que se refiere a la forma en que los datos son sintetizados en el tiempo, en el espacio, espectralmente, etc. Estos reductores pueden basarse en parámetros estadísticos simples como mínimo, máximo, media, moda, desviación estándar u otros de mayor complejidad como regresiones lineales. El resultado del empleo de reductores es una nueva imagen con un número de bandas equivalente a los reductores utilizados (Figura 7). Retomando el ejemplo anterior, a partir de la colección realizada se puede obtener los valores medios de reflectancia en diferentes rangos temporales mensuales, interanuales, cada cinco años, etc. y tomando como base diferentes unidades espaciales.

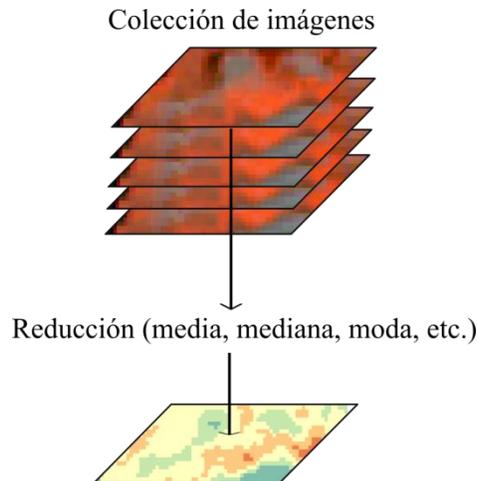


Figura 7. Colección y reducción de imágenes en GEE.

Más detalles sobre el uso de esta herramienta serán provistos en los capítulos siguientes.

3.3.2. Índices espectrales

El mapa y caracterización de la situación actual de las vegas altoandinas y del hielo descubierto de los glaciares de la región y el análisis multitemporal de su evolución reciente fueron realizados mediante la utilización de índices espectrales que se obtuvieron a partir de datos provenientes de sensores remotos en la plataforma GEE. Estos índices permiten diferenciar coberturas de suelo, mediante operaciones matemáticas entre bandas en base a sus diferentes respuestas espectrales (Chuvieco, 2016). Se trata de una técnica ampliamente utilizada, validada, relativamente fácil de utilizar y de replicar multitemporalmente, de bajo costo y revalorizada en un contexto de creciente disponibilidad de datos geoespaciales.

El Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada conocido como NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) posibilita diferenciar la vegetación de otras coberturas de suelo aprovechando el salto espectral que se produce entre las bandas del VIS

(400-700 nm), de baja reflectancia, y el IRC (700-1000 nm) de alta reflectancia. Mientras que el NDSI trabaja de una manera similar, pero con la superficie de hielo/nieve poniendo en relación la alta reflectancia en el VIS y la baja reflectancia en el IRM (1000-2500 nm) (Chuvienco, 2016) (Tabla 2). Cuando se trabaja con índices en la delimitación de coberturas de suelo es necesario aplicar un umbral para poder separar la cobertura de interés del resto. Más detalles sobre los umbrales seleccionados en este trabajo serán provistos en los capítulos 5 y 6 para vegas altoandinas y glaciares respectivamente.

Tabla 2. Descripción de la fórmula de los índices NDVI y NDSI obtenidos a partir del procesamiento de imágenes satelitales.

Cobertura	Índice	Fórmula
Vegetación	NDVI	$NDVI = \frac{IRC - VIS}{IRC + VIS}$
Nieve/hielo	NDSI	$NDSI = \frac{VIS - IRM}{VIS + IRM}$

3.3.3. Estadísticas globales. Análisis de correlaciones y regresiones

Las técnicas estadísticas de regresión y correlación fueron aplicadas en este trabajo con el objetivo de comprender cómo dos o más variables se relacionan entre sí.

Correlaciones

Los análisis de correlación se aplican para evaluar el grado de asociación entre dos variables (x e y) para lo cual existen diferentes métodos que deben ser elegidos según las características de los datos. Los métodos paramétricos, como el test de Pearson asumen que para cada par de datos la variación en cada una de las variables sigue una distribución normal. Por el contrario, Kendall tau y Spearman rho son métodos no-paramétricos por lo cual no es necesario que los datos cumplan la condición de normalidad. Una de las formas más comunes de visualización es a través de los diagramas de dispersión (Pidwirny, 2006).

La relación entre las variables se expresa con un coeficiente de correlación (r) que puede fluctuar entre -1 y 1. Los valores mayores a cero indican una correlación positiva es decir que los valores de ambas variables se incrementan al mismo tiempo. Por el contrario, los números menores a cero describen una correlación negativa en donde los valores de una variable se incrementan mientras que los de la otra decrecen. Cuando más se acerca el coeficiente de correlación a cero más débil es la relación lineal. No existe un consenso en cómo interpretar estos valores, pero en general se considera que entre 0 y 0,1 la correlación es inexistente, entre 0,1 y 0,3 débil, entre 0,3 y 0,5 moderada y entre 0,5 y 1 fuerte (Pidwirny, 2006).

Una variación del coeficiente de correlación se consigue al elevar este valor al cuadrado (r^2) (esta correlación no es válida con el test de correlación de Spearman). Estos valores pueden fluctuar entre 0 y 1, mientras más alto el valor mejor la predicción de la relación. El valor de p por su parte es un indicador de la significancia estadística de la correlación es decir muestra si el resultado de la misma es real y no producto del azar (Pidwirny, 2006).

En esta tesis, las correlaciones fueron consideradas significativas con un valor $p \leq 0,05$. Este valor indica una fuerte evidencia contra la hipótesis nula puesto que existe un 5% de probabilidad que la hipótesis sea correcta.

Regresión lineal simple

Los análisis de regresión lineal simple son utilizados para modelar la relación entre una variable dependiente (y) y una variable independiente (x). El objetivo es construir una ecuación que defina a (y) como una función de (x) (Bruce et al., 2020).

El método de los mínimos cuadrados (least squares en inglés) es uno de los más utilizados para generar un modelo de regresión. Este método ajusta una línea a los datos buscando la mejor adecuación entre las variables dependientes e independientes. Para que los resultados del modelo sean robustos es necesario que los residuales (diferencia entre el valor estimado y el real) cumplan con una serie de condiciones: la relación debe ser lineal, deben estar normalmente distribuidos, la varianza de los residuales debe estar homogéneamente distribuida y no deben estar correlacionados. La evaluación de estos requerimientos puede realizarse mediante una serie de gráficos que permiten la visualización de los residuales y una serie de pruebas (Bruce et al., 2020).

La evaluación del desempeño del modelo se resume usualmente en un coeficiente de determinación (r^2) que describe qué proporción de la variación de la variable dependiente está asociada con las variaciones de la variable independiente. Estos valores pueden fluctuar entre 0 y 1, mientras más alto el valor mejor la predicción del modelo. Nuevamente se puede calcular el valor de p para evaluar la significancia del resultado (Gareth et al., 2013).

Regresión lineal múltiple

A diferencia de la regresión lineal simple, la regresión lineal múltiple se aplica para generar un modelo que permita predecir el valor de una variable dependiente (y) basado en dos o más variables predictivas (x).

Para lograr un buen desempeño del modelo es necesario que los residuales cumplan con las condiciones descritas en el punto anterior, pero además se debe evitar la

multicolinealidad es decir que dos o más variables predictivas estén correlacionadas (Gareth et al., 2013).

3.3.4. Métodos de agregación de datos espaciales

Los datos geospaciales difícilmente se distribuyen de manera homogénea en el espacio y este hecho es sintetizado en la primera ley de la geografía o principio de autocorrelación espacial formulada por (Tobler, 1979) que sostiene: “Todas las cosas están relacionadas entre sí, pero las cosas más próximas en el espacio tienen una relación mayor que las distantes” (Charlton et al., 2009).

Teniendo en cuenta la afirmación anterior, un aspecto importante en el análisis espacial es la regionalización o agregación de los datos georreferenciados de determinadas unidades espaciales (áreas) en unidades más grandes (regiones). Esto permite entre otras cosas, minimizar diferencias hacia el interior de las regiones, reducir los efectos de valores atípicos o facilitar la visualización e interpretación de la información contenida en los mapas. En este sentido, la forma en que se agrupan los datos constituye un tema central. Esta agrupación se puede realizar a partir de unidades preestablecidas como departamentos, distritos, cuencas, etc. o de manera analítica agregando áreas de acuerdo a las características del atributo espacial y basado en el principio de autocorrelación espacial. Estos últimos son conocidos como métodos de regionalización (Duque et al., 2007).

Los métodos de regionalización utilizados en estadística espacial han sido inicialmente empleados en una amplia variedad de temáticas relacionadas mayormente con las ciencias sociales y económicas como distribución de la criminalidad en las ciudades, epidemiología, accidentes de tránsito, comercio, etc. (Kalinic & Krisp, 2018). Si bien, es

posible encontrar antecedentes dentro de las ciencias ambientales, no fueron identificados estudios de casos, particularmente a nivel regional, que incorporen estos métodos en el análisis de patrones de distribución espaciotemporal de variables relativas a vegas altoandinas y hielo descubierta y en relación con la temperatura y la precipitación.

Identificación de sectores estadísticamente significativos

Los análisis de puntos fríos y calientes (conocidos como hotspot en inglés) mediante la técnica estadística Getis-Ord G_i^* fueron introducidos en 1992 (Getis & Ord, 1992). Estos análisis examinan patrones espaciales a escala local que permiten identificar sectores de asociación espacial que no son evidentes utilizando estadísticas globales y además determinar la significancia de esos patrones mediante valores (p y z) altos y bajos a 99%, 95% o 90% de confianza. La hipótesis nula establece que no hay una asociación entre un objeto y sus vecinos. Para que un punto caliente sea estadísticamente significativo el elemento debe tener un valor alto y estar rodeado de otros elementos que también posean valores altos. La suma local para un elemento y los que lo rodean son comparados proporcionalmente con la suma de todos los elementos. Cuando la suma local es muy diferente de la esperada esta diferencia es considerada muy alta para ser aleatoria y resulta en un significativo valor de z . Mientras más elevado el valor de z más intensa es la región de valores altos (punto caliente). Por el contrario, mientras más bajo es el valor de z más intensa es la región de valores bajos (punto frío) (Getis, 1999).

Regresiones Geográficamente Ponderadas (RGP)

Los procesos estadísticos de regresión básicos asumen que las relaciones modeladas son iguales en todas partes dentro de un área determinada. Sin embargo, en el caso de los datos espaciales, esta condición no siempre se cumple debido a la heterogeneidad espacial.

Una forma de incorporar la heterogeneidad del espacio al utilizar técnicas de regresión es aplicando el método de Regresiones Geográficamente Ponderadas (RGP). Al igual que en el caso de regresiones lineales simples las RGP analizan una variable dependiente y tratan de explicar su variación mediante otra variable o varias. Por lo tanto, en lugar de utilizar un coeficiente global para cada una de las variables, los coeficientes pueden variar en el espacio y de este modo permiten identificar patrones espaciales que de otro modo quedarían ocultos (Charlton et al., 2009).

Se trata de una técnica no paramétrica de regresiones ponderadas localmente en donde los parámetros de la regresión son estimados utilizando subconjuntos de datos que ayudan a inferir relaciones que varían en el espacio (Wheeler & Páez, 2009).

Las coordenadas de los puntos o centroides de los polígonos son utilizadas para calcular la distancia entre mediciones que constituyen la entrada de una función que asigna pesos que representan la dependencia espacial entre las observaciones (Wheeler & Páez, 2009).

Como resultado de la utilización de las RGP se obtienen una serie de coeficientes geográficamente distribuidos que pueden ser positivos o negativos. Los cambios en la magnitud de los parámetros estimados indican la influencia de los cambios locales de una variable sobre la variable dependiente que en algunos sectores pueden ser más importantes que en otros. Estos parámetros pueden ser representados cartográficamente e interpretados visualmente (Charlton et al., 2009). Al igual que en las regresiones globales el ajuste del modelo es obtenido por un r^2 .

Análisis de distancia

Los análisis de distancia son fundamentales en el estudio del espacio geográfico y desde el punto de vista más sencillo este concepto describe matemáticamente que tan lejos está un objeto espacial de otro. Existen diferentes formas para calcular la distancia que puede resumirse en dos grandes grupos, uno que calcula la distancia más corta y otros que buscan el camino óptimo para calcularla. En el primer caso consiste en una línea recta o distancia euclidiana entre dos puntos. En el segundo caso se tienen en cuenta las barreras que pueden interrumpir el paso directo de un punto a otro o las características del relieve (Sander et al., 2010). En los análisis realizados en esta tesis se trabajó con la distancia euclidiana.

3.3.5. Variaciones temporales. Análisis de series temporales

Las series temporales están conformadas por un conjunto de datos ordenados cronológicamente de acuerdo a una unidad de tiempo que usualmente es la variable independiente (Cowpewart & Metcalfe, 2009).

En el análisis de las variaciones temporales (1986-2020) de las vegas altoandinas y del hielo descubierto se utilizaron todas las imágenes disponibles del satélite Landsat durante el verano para cada uno de los años del período de análisis. Los datos de los píxeles con una misma ubicación espacial fueron agregados interanualmente utilizando los valores medios de NDVI y NDSI para vegas y hielo descubierto respectivamente. Los datos de temperatura y precipitación también se analizaron interanualmente, pero considerando el año hidrológico (abril-marzo). Como el período abarca dos años calendarios, el año asignado a la serie corresponde al año de cierre. En el caso de la temperatura se obtuvo la

media anual ($^{\circ}\text{C}$) y en el de la precipitación el total anual (mm) y en algunos análisis específicos los datos fueron procesados y presentados de manera mensual. Los caudales de los ríos (m^3/seg) y cobertura de nieve (%) se estudiaron de manera complementaria y se consideraron los valores medios anuales (año hidrológico) y mensuales. Mayores especificaciones sobre estos procesamientos serán provistas en los capítulos siguientes.

En el análisis de las series temporales obtenidas en el paso anterior se utilizaron procedimientos estadísticos basados en regresiones lineales simples y múltiples y medias móviles cada 5 años.

Regresión lineal simple

Un cambio sistemático en una serie temporal que no aparente ser periódico es conocido como tendencia. El modelo más simple para analizar una tendencia es identificar si hay un incremento o decrecimiento lineal (Cowpewartait & Metcalfe, 2009).

Las regresiones utilizadas en el análisis de las series temporales son similares a las explicadas previamente, pero en el caso de las series temporales es común que los residuales estén autocorrelacionados. Por lo tanto, en este caso se recomienda el uso el uso de un procedimiento denominado mínimos cuadrados generalizados, conocido como GLS por sus siglas en inglés (Generalized Least Squares) (Cowpewartait & Metcalfe, 2009).

También se aplican regresiones lineales múltiples cuando se estima que en el comportamiento de una variable influyen dos o más variables independientes (Cowpewartait & Metcalfe, 2009).

Series temporales suavizadas

Se trata de una técnica estadística que ajusta modelos localmente a diferencia de las regresiones lineales y que consiste en suavizar las series con el objetivo de identificar tendencias subyacentes. Considerando los diferentes métodos que existen para suavizar tendencias en este trabajo se aplicó el método de medias móviles.

Una media móvil es el valor promedio que adopta una variable en un número específico de unidades de tiempo (meses, años, etc.) con excepción de algunos valores al comienzo y final de la serie, por lo que las series procesadas de este modo suelen tener puntos faltantes al inicio y final. Existen diferentes formas de obtener una media móvil, en esta tesis se utiliza el promedio simple. El uso de medias móviles permite, entre otras cosas mejorar la interpretación visual pero no produce una fórmula que describa la relación entre las variables (Cowpertwait & Metcalfe, 2009).

3.3.6. Principales programas utilizados

En los análisis estadísticos y representación gráfica de los resultados se empleó el programa R, mientras que en los análisis de distancia, geoprocamosamientos y elaboración de cartografía QGIS.

R constituye un lenguaje a la vez que un ambiente de programación que provee una amplia variedad de herramientas para el análisis estadístico y representación gráfica de los datos. Estas herramientas posibilitan realizar análisis con diferentes niveles de complejidad que incluyen la obtención de parámetros estadísticos, correlaciones, regresiones, estadística espacial, análisis de series temporales y modelados, entre otros. Entre sus ventajas se destaca el hecho de que es un programa de difusión libre y cuyas funcionalidades se pueden

extender a través de los denominados “packages” disponibles en internet (R Core Team, 2022).

Por su parte QGIS es programa libre y de código abierto que permite crear, editar, visualizar, procesar, analizar y publicar datos geospaciales en el marco de los SIG. QGIS fue lanzado en el año 2002 y comprende una gran cantidad de funciones que pueden ser extendidas mediante complementos que son provistos con el programa o externos que son programados en Python por colaboradores (QGIS Development Team, 2022).

Todos los gráficos, tablas y cartografía presentados en esta tesis son de elaboración propia. En la figura presentada a continuación se sintetiza el diseño de la metodología desarrollada en este capítulo (Figura 8).

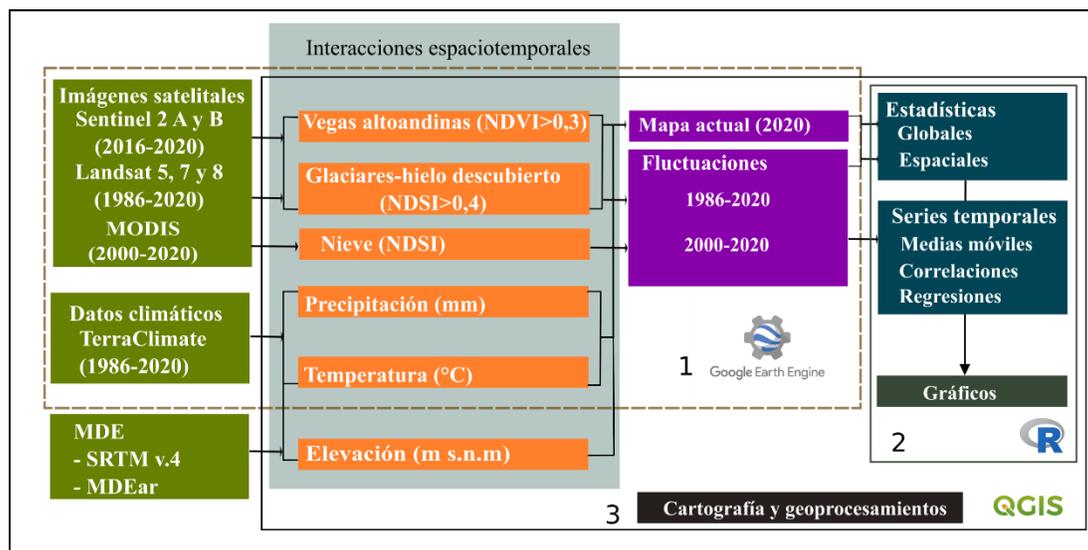


Figura 8. Síntesis del diseño metodológico.

En el recuadro 1 se indican los procesamientos realizados en GEE, en el 2 los análisis estadísticos y gráficos elaborados en R y en el 3 los geoprocesamientos y cartografía que se obtuvieron en QGIS.

CAPÍTULO 4

PRINCIPALES CARACTERÍSTICAS AMBIENTALES Y RELEVANCIA SOCIOECONÓMICA DE LA ALTA MONTAÑA DE LOS ANDES CENTRALES

4. PRINCIPALES CARACTERÍSTICAS AMBIENTALES Y RELEVANCIA SOCIOECONÓMICA DE LA ALTA MONTAÑA DE LOS ANDES CENTRALES

4.1. Introducción

Este capítulo tiene como objetivos delimitar espacialmente la alta montaña de los Andes Centrales y describir las características ambientales más relevantes y fluctuaciones recientes de las principales variables hidro-climáticas (1986-2020). Además, esta caracterización se complementa con un breve análisis de datos socioeconómicos de la alta montaña y el área circundante. A través de la inclusión de este último aspecto se busca dar un contexto acerca de la importancia del área montañosa y las transformaciones que en ella están ocurriendo, no sólo para quienes la habitan sino para quienes dependen de ella aguas abajo. Sin embargo, este análisis no es profundizado en los capítulos posteriores y se centra solamente en temas ambientales de la alta montaña, particularmente vegas altoandinas y glaciares.

Los análisis de este capítulo se basan en la asunción de que la importancia de la alta montaña como proveedora de recursos hídricos excede sus límites, por lo que su delimitación constituye el primer paso para luego poder caracterizarla. Luego, considerando que los diferentes componentes de los sistemas naturales y sociales interactúan entre sí y que sus características pueden variar en el tiempo y el espacio se incorporan ambas dimensiones en el análisis.

Por lo expuesto en este capítulo se aborda en primer lugar los datos y los pasos metodológicos seguidos para delimitar el área de alta montaña y para caracterizarla ambiental y socioeconómicamente. Luego, se detallan los resultados obtenidos en tres secciones. En la primera sección se describen las principales características ambientales de la alta montaña con énfasis en aspectos relativos al sitio, unidades espaciales de análisis, variaciones altitudinales, principales variables climáticas y ríos principales. En la segunda sección se abordan las variaciones espaciotemporales de las temperaturas y precipitaciones de manera interanual entre los años 1986 y 2020 y por subperíodos. Además, se analizan las fluctuaciones en la cobertura de nieve (2000-2020) y el impacto de los cambios de la precipitación en el caudal de algunos ríos de la región. Finalmente, en la tercera sección se describe la distribución regional de la población con respecto a la alta montaña, junto con su evolución desde el año 1980 hasta el 2010. También, se tratan aspectos relacionados con el desplazamiento de actividades socioeconómicas hacia cotas cada vez más elevadas.

4.2. Materiales y métodos

A continuación, se detallan los datos y pasos seguidos en la delimitación y caracterización de la zona definida como alta montaña, en el análisis de las fluctuaciones recientes de las principales variables hidro-climáticas y en la descripción de su relevancia socioeconómica. El período de análisis se extiende como máximo entre los años 1986 y 2020 dependiendo de la disponibilidad de datos y del tipo de análisis.

En la identificación de la extensión espacial de la alta montaña se tuvo en cuenta una serie de parámetros tales como el relieve, la distribución de las masas de hielo y la delimitación de la región de los humedales altoandinos. Para ello, se utilizó información en formato vectorial proveniente del ING. relativa al mapa de cuerpos de hielo y de subcuencas hídricas (IANIGLA-Inventario Nacional de Glaciares, 2018), el mapa de la alta montaña IGN (IGN, 2021) y la cartografía de regiones de humedales de Argentina, subregión vegas y lagunas altoandinas (Benzaquen et al., 2017). Los datos de elevación se obtuvieron del MDE SRTM v.4 de 90 m de resolución espacial (Jarvis et al., 2008). Es importante aclarar que los límites establecidos, en esta delimitación, no pretenden ser exhaustivos sino brindar el soporte espacial a este trabajo en particular.

Como primer paso, se tomó como base el mapa de las cuencas altas de los ríos de montaña de Argentina realizado por el ING, que a su vez se basa en la cartografía realizada por la Secretaría de Infraestructura y Política Hídrica de la Nación (SIYPH) (Zalazar et al., 2017, 2020). A continuación, se seleccionaron las cuencas ubicadas en los Andes Centrales que corresponden a los ríos San Juan, Mendoza, Tunuyán, Diamante, Atuel, Malargüe y Colorado. El área así identificada se superpuso y recortó cartográficamente de acuerdo al mapa elaborado por el IGN, que considera como alta montaña todos aquellos sectores ubicados por encima de los 3000 msnm (IGN, 2021). Este umbral altitudinal coincide con el utilizado en la identificación de la región denominada de humedales altoandinos y la Puna, subregión vegas y lagunas altoandinas en donde se ubican los Andes Centrales (Benzaquen et al., 2017) (Figura 9 a). El mapa resultante se comparó con la distribución de cuerpos de hielo identificados en el ING y se observó que algunos de ellos, en el sur de la región (cuencas de los ríos Diamante, Atuel, Colorado y Malargüe) quedaban fuera del área

considerada como alta montaña. Teniendo en cuenta esta observación y para que todas las masas de hielo fueran incluidas dentro del área de estudio, en el sector sur se fijó el límite en los 2500 msnm. En el sector norte (cuencas de los ríos San Juan, Mendoza y Tunuyán) se mantuvo el valor altitudinal establecido por el IGN >3000 msnm y la subregión de vegas y lagunas altoandinas. A continuación, el mapa de cuencas del ING fue cortado, de acuerdo a los límites altitudinales seleccionados en el paso anterior, lo que dio lugar a una nueva capa compuesta por varios polígonos (Figura 9 b). Para lograr un área con continuidad espacial se estableció que los polígonos que cumplían con el criterio altitudinal, pero que no tenían glaciares y estaban desconectados espacialmente fueran eliminados. Por el contrario, los sectores con altitudes inferiores a las establecidas, pero que quedaban completamente rodeadas por alturas superiores a los 2500 y 3000 msnm se incluyeron en el área de estudio (Figura 9 c). De acuerdo a esta delimitación, teniendo en cuenta sólo el valor de elevación, los valles de los ríos principales quedaban fuera del área delineada por encontrarse a cotas inferiores. Sin embargo, dada la importancia de estos sectores desde el punto de vista de la hidrología de montaña fueron incluidos a pesar de tener alturas inferiores a las establecidas. El cierre de los valles de los ríos principales se basó en un criterio hidrológico que consistió en la elección de un punto de cierre en cada una de las cuencas de los ríos principales con las herramientas de Grass denominadas `r.watershed` y `r.water.outlet` accesibles desde QGIS (Figura 9 d).

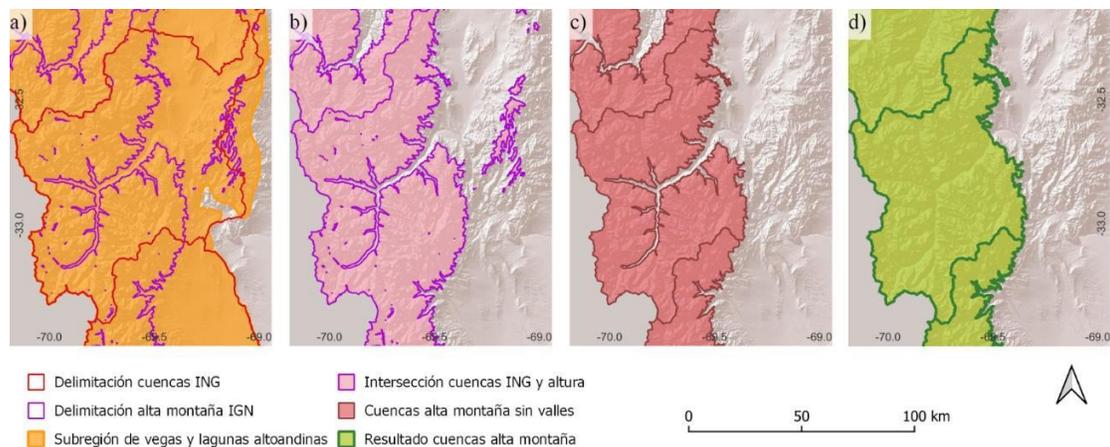


Figura 9. Secuencia seguida en la delimitación de la alta montaña de los Andes Centrales de Argentina.

En las figuras se observa, a modo de ejemplo, la cuenca del río Mendoza con la identificación de las fuentes de datos utilizadas. a) Resultado de la intersección entre las cuencas del ING con la cota seleccionada. b) Eliminación o inclusión de polígonos. c) Resultado final con cierre de los valles de los ríos principales.

Una vez delimitada el área de la alta montaña se caracterizó ambientalmente a nivel regional y considerando diferentes unidades de agregación espacial (sectores y cuencas). En primer lugar, se calcularon las alturas máximas, medias y mínimas a partir del modelo MDE-Ar v2.0 de 30 m de resolución espacial (IGN, 2014) (ver capítulo 3, sección 3.2.3) con la herramienta de estadística de zona accesible en QGIS. Luego, en la plataforma GEE (ver capítulo 3, sección 3.3.1) se obtuvieron y procesaron datos mensuales de temperatura (°C) y precipitación (mm) de TerraClimate (~4 km de resolución espacial) (Abatzoglou et al., 2018) (ver capítulo 3, sección 3.2.2). Las colecciones de imágenes fueron reducidas con el objetivo de obtener los valores medios regionales y mensuales de temperatura y precipitación entre los años 1986 y 2020 (Figura 10 a). De igual modo, se procedió en el análisis del porcentaje de la cobertura de nieve (2000 y 2020 debido a la disponibilidad de imágenes) con imágenes MOD10A1.006 de 500 m de resolución espacial a partir del producto NDSI, cuyos valores pueden oscilar entre 0 y 100 (Riggs et al., 2015) (ver capítulo 3, sección 3.2.1). Cada imagen

fue transformada en una cobertura binaria, para lo cual todos los valores >20 y ≤ 100 fueron considerados como nieve y se les asignó el valor 1 y al resto el 0 (no nieve) (Masson, 2018). A partir de estas capas se obtuvo el porcentaje de cobertura para cada uno de los píxeles entre los años 2000 y 2020 que fueron agregados de manera mensual (Figura 10 a).

Los valores de caudales de los ríos de la región se descargaron de la base datos del Sistema Nacional de Información Hídrica (SNIH) dependiente de la SIYPH y se calculó el caudal medio mensual para cada una de las cuencas (m^3/seg) entre los años 2000 y 2020. Luego, se compararon los caudales con los datos mensuales de cobertura de nieve. También, se consideraron las variaciones interanuales de temperatura y precipitación (1986-2020) y porcentaje de cobertura de nieve (2000-2020) para lo cual se trabajó en GEE, con las colecciones mencionadas previamente, pero en este caso se obtuvo el valor medio para cada uno de los años en GEE (Figura 10 b). Finalmente, se analizó la variación anual de los caudales de los ríos Mendoza y Colorado (1986-2020) a partir de datos del SNIH. Las series temporales resultantes de temperatura, precipitación, cobertura de nieve y caudales se estudiaron mediante correlaciones, medias móviles y regresiones lineales simples (ver capítulo 3, sección 3.3.3). En estos análisis se consideró el período completo (1986-2020) y en algunos casos el subperíodo (2000-2020), principalmente en el caso de las precipitaciones, para poder comparar con datos de nieve y porque la caída de las precipitaciones y en consecuencia del caudal de los ríos es más evidente entre estos años.

En la identificación de patrones diferenciados en la distribución espacial de las variaciones interanuales de temperatura y precipitación se emplearon regresiones lineales simples que se aplicaron a cada uno de los píxeles de las grillas de ambas variables en GEE.

Luego, se utilizó la técnica estadística Getis-Ord G_i^* para determinar sectores con valores significativamente altos o bajos (ver capítulo 3, sección 3.3.4) (Figura 10 c).

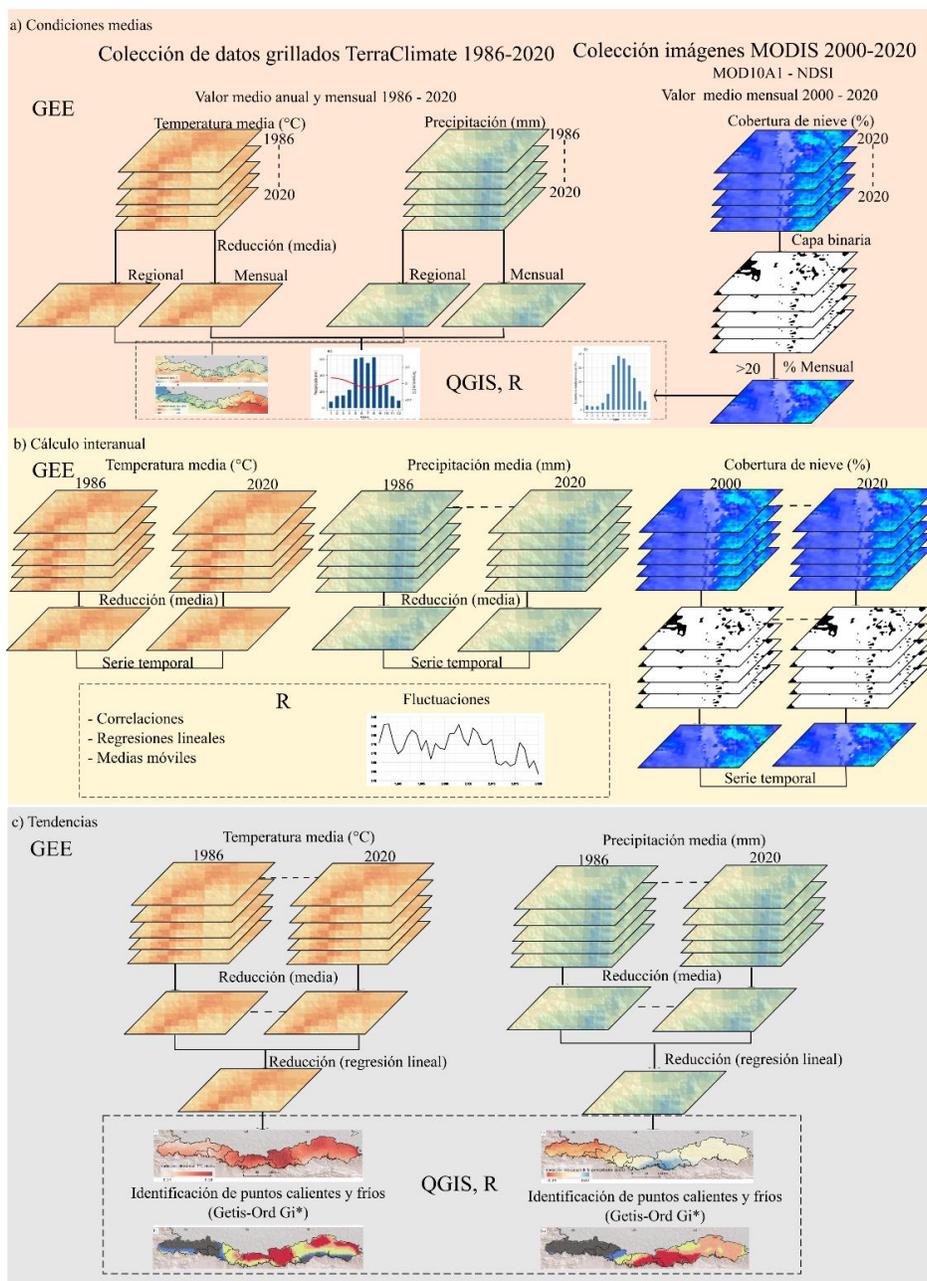


Figura 10. Flujo metodológico en el análisis de temperatura y precipitación.

a) Condiciones medias de temperatura, precipitación y cobertura de nieve. b) Fluctuaciones interanuales de temperatura, precipitación y cobertura de nieve. c) Tendencias regionales a partir de la aplicación de regresiones lineales a los valores anuales medios de temperatura y precipitación. Datos de temperatura y precipitación obtenidos de TerraClimate (1986-2020) y de cobertura de nieve de imágenes MODIS (2000-2020).

Para la descripción de la distribución de la población en la alta montaña y áreas circundantes se emplearon datos recopilados por del Instituto Nacional de Estadísticas y Censos (INDEC), en especial la información cartográfica en formato vectorial elaborada para el Censo Nacional de Población, Hogares y Viviendas, 2010 (INDEC, 2010). Además, se consultó la Base de Asentamientos Humanos de la República Argentina (BAHRA) que está georreferenciada y desagregada por localidades para el año 2010, las cuales son identificadas por un código que representa tanto la información espacial como la estadística asociada. Se trata de un trabajo conjunto entre el Ministerio de Educación de la Nación, el INDEC y el IGN (INDEC, 2015). La evolución temporal y espacial de la población, con las localidades como unidad de trabajo, se complementó con información proveniente de la base de datos del SIAT (Sistema de Información Territorial y Ambiental) de la provincia de Mendoza que cuenta con datos para los años 1991 y 2001. En la identificación de patrones de distribución de la población de los Andes Centrales con respecto a la alta montaña se realizó un análisis de distancia desde cada una de las localidades al borde del polígono obtenido en la delimitación de la alta montaña (ver capítulo 3, sección 3.3.4). El área de influencia, en donde se ubican las localidades circundantes a la alta montaña, fue determinada visualmente considerando como límite las adyacencias de los ríos San Juan hacia el norte, Desaguadero al este y Colorado al sur. El rango temporal de análisis (hasta el año 2010) está limitado por la disponibilidad de datos debido a que el último censo se realizó en el año 2022. Aspectos relativos al desplazamiento de actividades económicas hacia cotas cada vez más elevadas se obtuvieron de la lectura de material bibliográfico.

En todos los casos los análisis estadísticos y representaciones gráficas se realizaron en R y los geoprocесamientos y cartografía en QGIS (ver capítulo 3, sección 3.3.6). Los datos empleados y los procedimientos seguidos para cumplir con los objetivos de este capítulo son sintetizados en una tabla provista en la sección de anexos (Anexo 3 a).

4.3. Principales características ambientales de la alta montaña

De acuerdo a la delimitación realizada, la alta montaña de los Andes Centrales de Argentina queda comprendida aproximadamente entre los 30°S y 37°S en el oeste de Argentina, desde las nacientes del río San Juan (sur de la provincia de San Juan) hasta las del río Colorado (norte de la provincia del Neuquén). La misma está conformada por una franja de ancho variable que en ningún caso supera los 80 km y que limita hacia el oeste con la divisoria de aguas que separa las repúblicas de Argentina y de Chile (Figura 11 a y b).

El área de estudio abarca una superficie de aproximadamente 40000 km² y presenta una subdivisión en tres niveles de análisis espacial: región, sector y cuenca alta (Tabla 3).

Tabla 3. Unidades de análisis espacial y datos de área y elevación de la alta montaña de los Andes Centrales.

Los datos de elevación fueron obtenidos del MDE SRTM v.4.

Región	Sector	Cuenca	Sup. (km ²)	Altura media (msnm)		
				Máx.	Media	Mín.
Alta montaña de los Andes Centrales	Norte	1- Río San Juan	15257	6687	3648	1635
		2- Río Mendoza	5278	6904	3858	1645
		3- Río Tunuyán	4351	6051	3633	1394
	Sur	4- Río Diamante	2554	5256	3224	1594
		5- Río Atuel	2682	5159	2893	1614
		6- Río Malargüe	725	4130	2533	1633
		7- Río Colorado	8691	4684	2436	1038

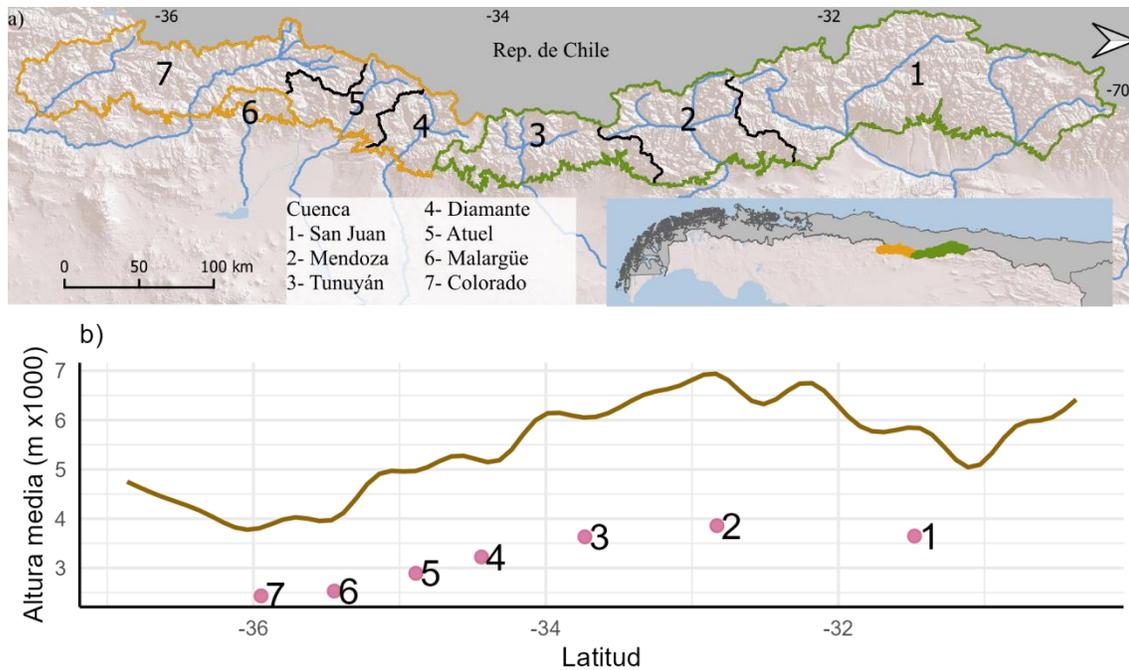


Figura 11. Unidades espaciales de análisis y perfil de elevación del área de estudio. a) El contorno en color verde indica el sector norte y el naranja el sector sur. Las divisiones internas de las cuencas aparecen en color negro. b) La línea en color marrón muestra el perfil altitudinal aproximado de la cordillera en el sector limítrofe con Chile según MDE SRTMv.4, los puntos en magenta señalan la ubicación del centroide de cada una de las cuencas.

Como fue mencionado en la sección metodológica, el área de estudio queda comprendida aproximadamente por encima de los 3000 msnm en el norte y de los 2500 msnm en el sur (excluyendo los valles de los principales ríos). Las elevaciones medias en la región rondan los 3200 msnm. El sector norte es el que presenta los valores medios más elevados con 3800 msnm y algunos cerros llegan a superar los 6000 msnm (Figura 12 y Tabla 3). Hacia el sur de los 34°S la altura de la cordillera disminuye sustancialmente, con valores medios cercanos a los 2800 msnm (Figura 12 y Tabla 3).

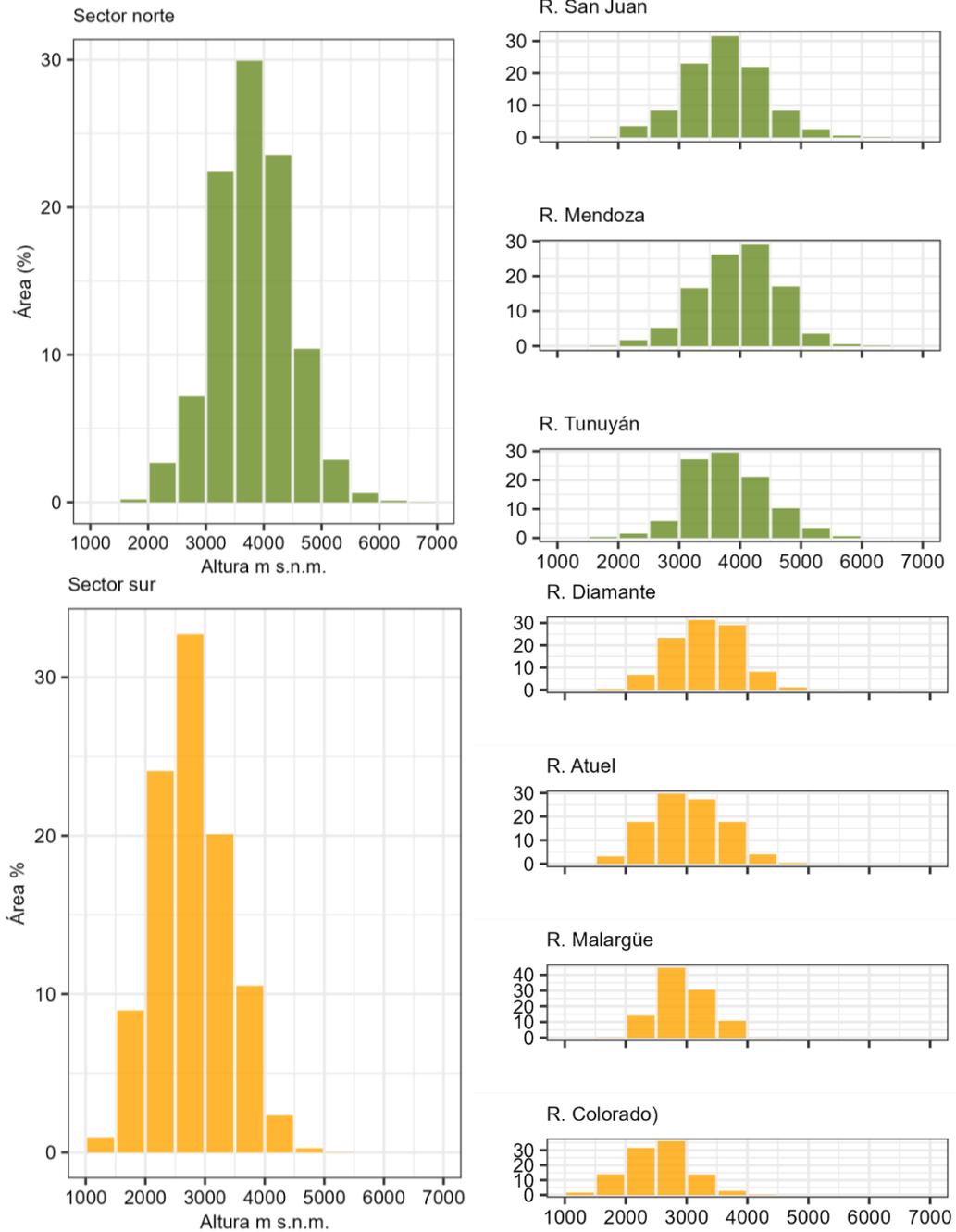


Figura 12. Distribución de los valores de elevación en la alta montaña de los Andes Centrales.

Datos analizados según sectores norte y sur y subcuencas de acuerdo al MDE SRTM v.4.

El área se caracteriza por las bajas temperaturas, los valores promedio de la región en el período comprendido entre los años 1986 y 2020, de acuerdo a TerraClimate, rondan los $0,9^{\circ}\text{C}$ y aproximadamente el 40% del área presenta cifras medias inferiores a los 0°C . La distribución espacial de la temperatura no es uniforme, sino que se observan diferencias relacionadas fundamentalmente con la altura de la cordillera. De hecho, las variaciones en la temperatura media están negativamente correlacionadas con la altura según el test de Pearson ($r = -0,84, p < 2,2e-16$) y por este motivo las cuencas ubicadas en promedio a mayor altura en el sector norte son las que registran las temperaturas medias más bajas ($< 0^{\circ}\text{C}$). Por el contrario, a medida que se avanza hacia el sur las temperaturas se incrementan al mismo tiempo que disminuye la altura de la cordillera. En consecuencia, todas las cuencas localizadas en el sector sur presentan temperaturas medias por encima de los 0°C , entre las que se destaca la del Colorado por tener los valores medios más elevados (Figura 13 a). Si se consideran las medias mensuales de temperatura, los registros más bajos ocurren entre los meses de mayo y septiembre siendo julio el mes más frío con cerca de -5°C (Figura 14 a).

De acuerdo al producto TerraClimate la precipitación media de la región ronda los 380 mm entre los años 1986 y 2020. La cantidad de precipitaciones está negativamente correlacionada con la latitud de acuerdo al test de Pearson ($r = -0,59, p < 2,2e-16$) y por lo tanto se incrementa gradualmente a medida que se avanza hacia el sur. De acuerdo a este patrón de distribución espacial la cuenca del río San Juan es la que registra los valores más bajos, mientras que las del Colorado y el Malargüe los más elevados (Figura 13 b). Los meses con mayores precipitaciones, considerando los valores medios mensuales entre los años 1986 y 2020 son mayo, junio, julio y agosto (Figura 14 a).

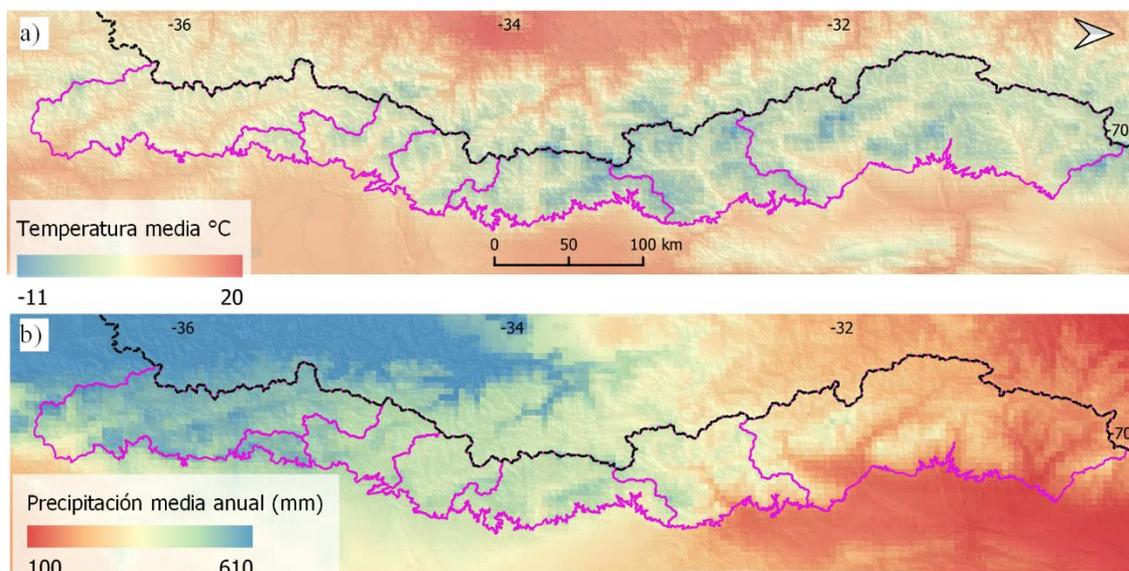


Figura 13. Temperatura y precipitación media en los Andes Centrales entre los años 1986 y 2020.

a) Temperatura media y b) precipitación media. En ambos mapas la línea negra indica el límite entre Argentina y Chile y la magenta la subdivisión en cuencas. Datos de TerraClimate.

Debido a las bajas temperaturas, la precipitación en la región cae mayormente en forma de nieve durante el invierno, que es cuando se registra el mayor porcentaje de cobertura nival, especialmente en julio. Hacia la primavera el área con nieve disminuye gradualmente y es en el verano cuando se observan los valores más bajos de cobertura (Figura 14 b).

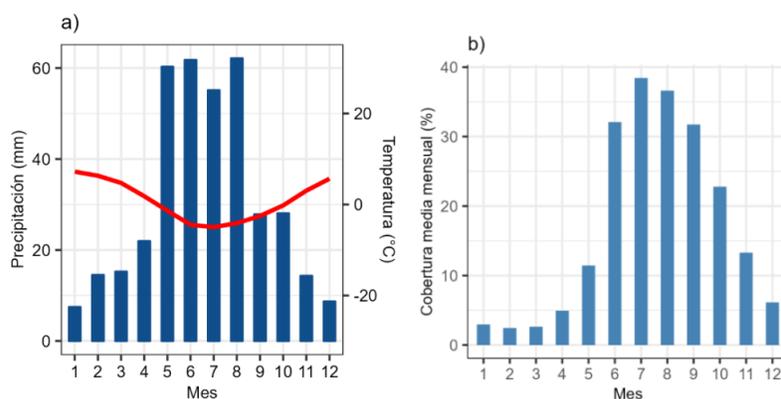


Figura 14. Variación mensual de la cobertura de nieve (%), temperatura (°C) y precipitación (mm).

a) Precipitación y temperatura media mensual (1986-2020) de acuerdo al producto TerraClimate y b) porcentaje de cobertura media mensual de nieve (2000-2020) según imágenes MODIS.

En este sector de la cordillera nacen los principales afluentes de los ríos San Juan, Mendoza, Tunuyán, Diamante, Atuel, Malargüe y Colorado. Estos ríos se alimentan mayormente del derretimiento de la nieve acumulada durante el invierno, que explica alrededor del 90% de la variación interanual en el caudal de los principales cursos de agua (Boninsegna et al., 2016; Masiokas et al., 2006) (Figura 15 a).

El área cubierta por la nieve y el caudal de los ríos presentan un comportamiento anual inverso por lo que los valores máximos de caudal se alcanzan entre fines de la primavera y final del verano (noviembre a febrero) debido al derretimiento de la nieve. Mientras, que los caudales mínimos se producen en los meses de junio, julio y agosto (Figura 15 b).

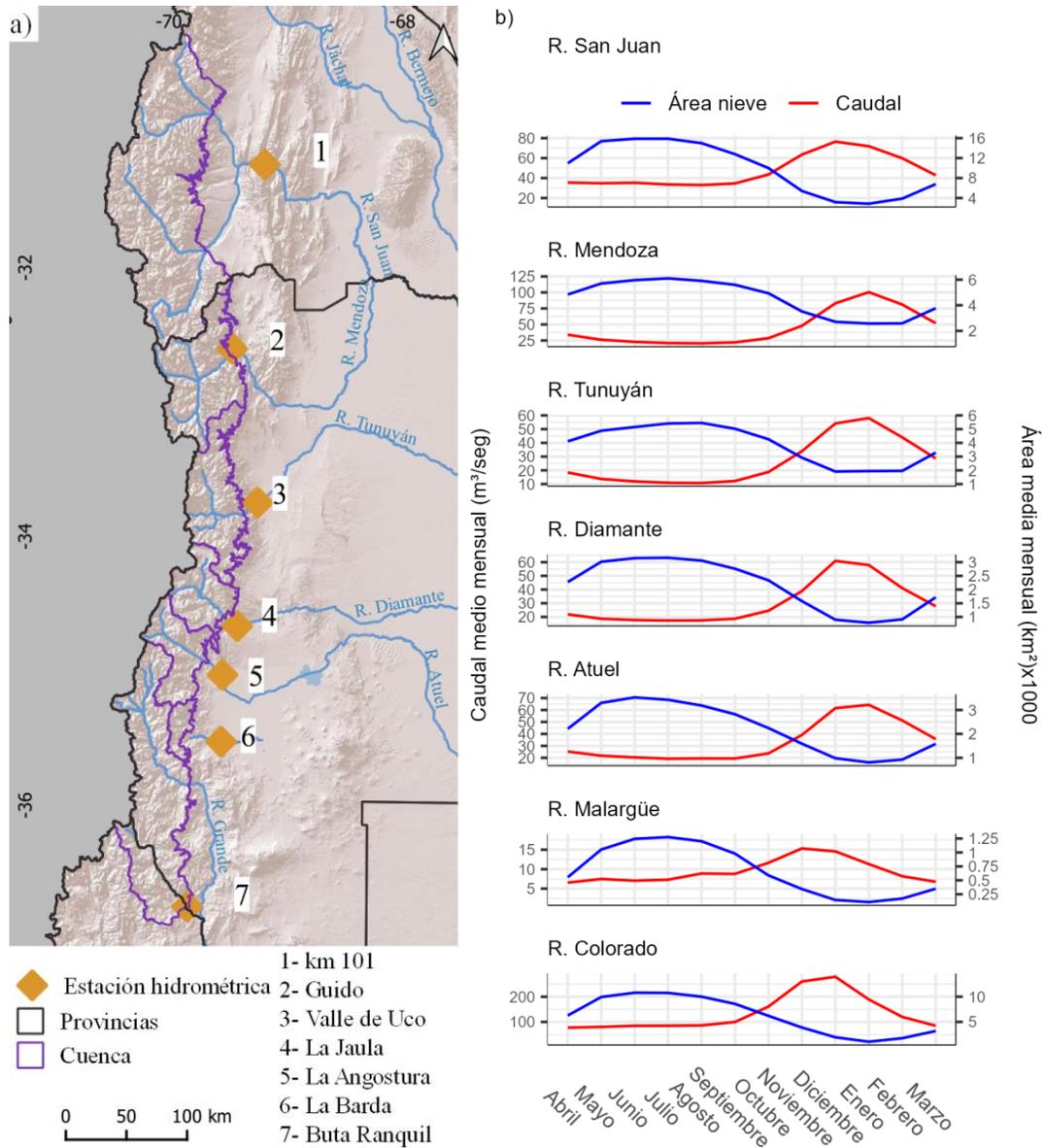


Figura 15. Ríos principales de los Andes Centrales y estaciones hidrometeorológicas en el tramo de alta montaña.

a) Distribución de las estaciones hidrometeorológicas en las proximidades de la alta montaña.
 b) Relación entre la extensión de la cobertura media mensual de la nieve según imágenes MODIS y el caudal medio mensual de los principales ríos de la región de acuerdo a datos del SNIH entre los años 2000 y 2020.

4.4. Evolución espaciotemporal de las principales variables hidroclimáticas entre 1986-2020

A partir de la observación de la fluctuación interanual de la temperatura media, según datos de TerraClimate, y la utilización de regresiones lineales simples se aprecia que la misma se ha incrementado de manera significativa ($0,02 \text{ }^{\circ}\text{C a}^{-1}$, $p = 0,008$) en la alta montaña de los Andes Centrales entre los años 1986 y 2020 (Anexo 3 b). Este incremento es particularmente evidente y sostenido a partir del año 2011. Por el contrario, entre los años 1998 y 2003 se identifica el período con temperaturas medias más bajas (Figura 16).

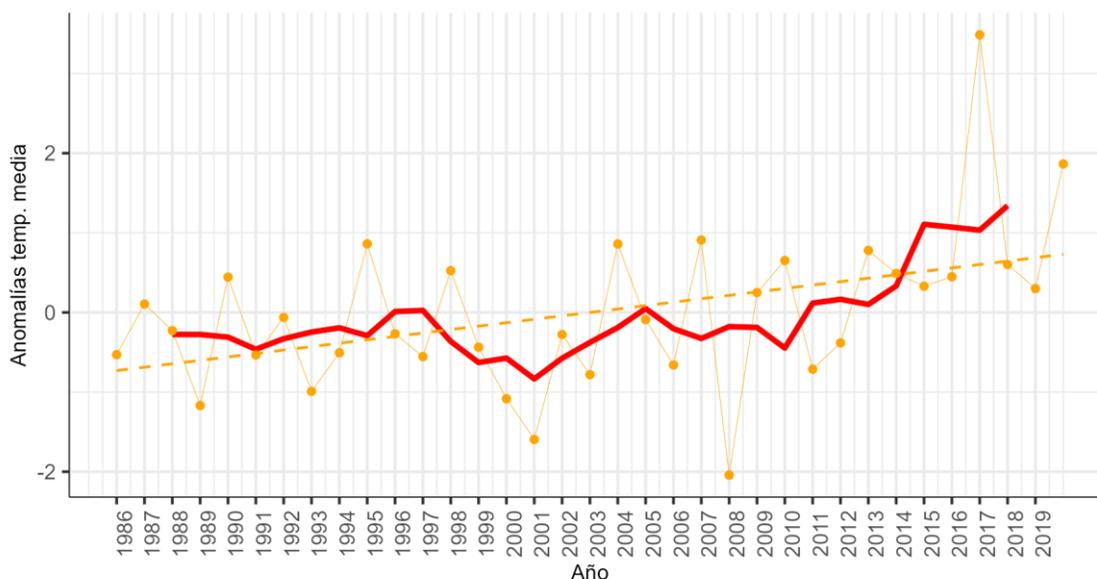


Figura 16. Evolución de la temperatura media anual ($^{\circ}\text{C}$), expresada como anomalías, en los Andes Centrales. En color naranja representa la variación interanual y el rojo la media móvil cada cinco años de acuerdo a datos de TerraClimate.

A nivel espacial se observa que el sector norte aparece como el más afectado por el aumento de las temperaturas medias, dentro del cual se destaca, prácticamente la totalidad de la cuenca del río Mendoza, el oeste de la del Tunuyán y sectores en el norte y centro oeste de

la del San Juan. La cuenca del Colorado, por el contrario, si bien también se caracteriza por un ascenso de las temperaturas este es comparativamente más bajo (Figura 17 a). En consecuencia, las áreas con mayor incremento en las temperaturas medias anuales son las que se encuentran en el sector central, aproximadamente entre los 33°S y 35°S, y a alturas superiores a los 3000 msnm (Figura 17 b).

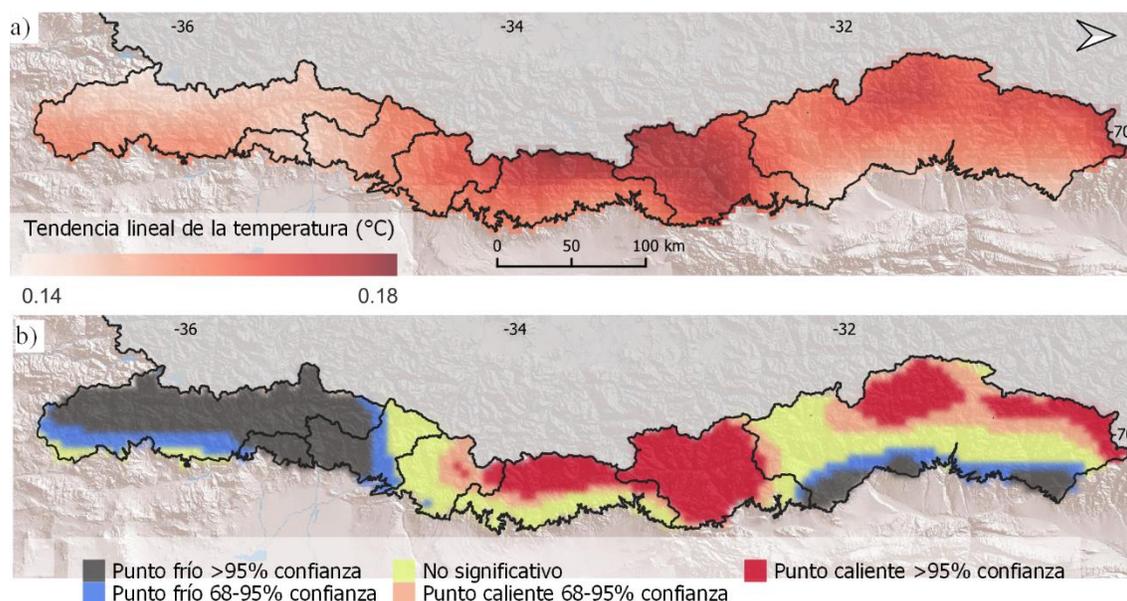


Figura 17. Tendencia lineal de la temperatura media en la alta montaña de los Andes Centrales entre 1986 y 2020.

a) Tendencia lineal obtenida para cada uno de los píxeles. b) Valores agregados en celdas de 5000 m y clasificados de acuerdo al nivel de significancia de la tendencia lineal con el método Getis-Ord G_i^* . Las tonalidades rojas muestran sectores en donde el incremento de la temperatura fue significativamente mayor y las azules indican áreas, en donde si bien la temperatura aumentó, éste fue significativamente menor que en el resto de la región. Datos de de TerraClimate.

Por otro lado, la evolución interanual de las precipitaciones obtenidas de TerraClimate indica una tendencia no significativa hacia la disminución entre 1986 y el 2020 (-2.86 mm a^{-1} , $p = 0,21$) (Anexo 3 c). Sin embargo, si el análisis se restringe al período 2000-2020 la disminución resulta significativa (-10 mm a^{-1} , $p=0.009$) (Anexo 3 d). Cabe aclarar, que una componente importante de las variaciones en las precipitaciones es la nieve que cae mayormente durante el

invierno en la región. De hecho, el análisis del área cubierta por la nieve entre los años 2000-2020 (el período está restringido por la falta de disponibilidad de imágenes MODIS) muestra un patrón muy similar al seguido por las precipitaciones y una correlación positiva entre ambas variables según el test de Pearson ($r = 0,81, p = 1.286e-05$) (Figura 18).

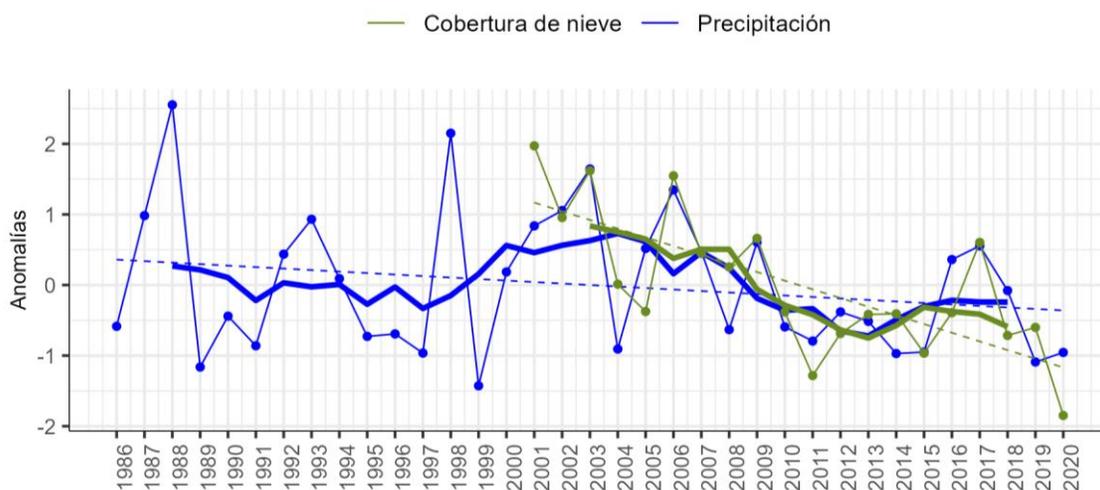


Figura 18. Evolución interanual de la precipitación (mm) y de la cobertura de nieve (%), expresadas como anomalías, en la alta montaña de los Andes Centrales. La línea con puntos en ambos casos indica la variación anual y la línea gruesa la media móvil cada cinco años. Datos de precipitación obtenidos de TerraClimate y de cobertura de nieve de imágenes MODIS.

A nivel espacial las tendencias en la precipitación presentan un claro contraste entre los sectores norte y sur. Desde la cuenca del Atuel hacia el sur se observa una disminución significativa de la precipitación. Por el contrario, en el norte, hacia el este de la cuenca del río Mendoza y noreste del Tunuyán se aprecia una leve tendencia hacia el aumento, en el resto del sector los cambios no son significativos (Figura 19 a y b).

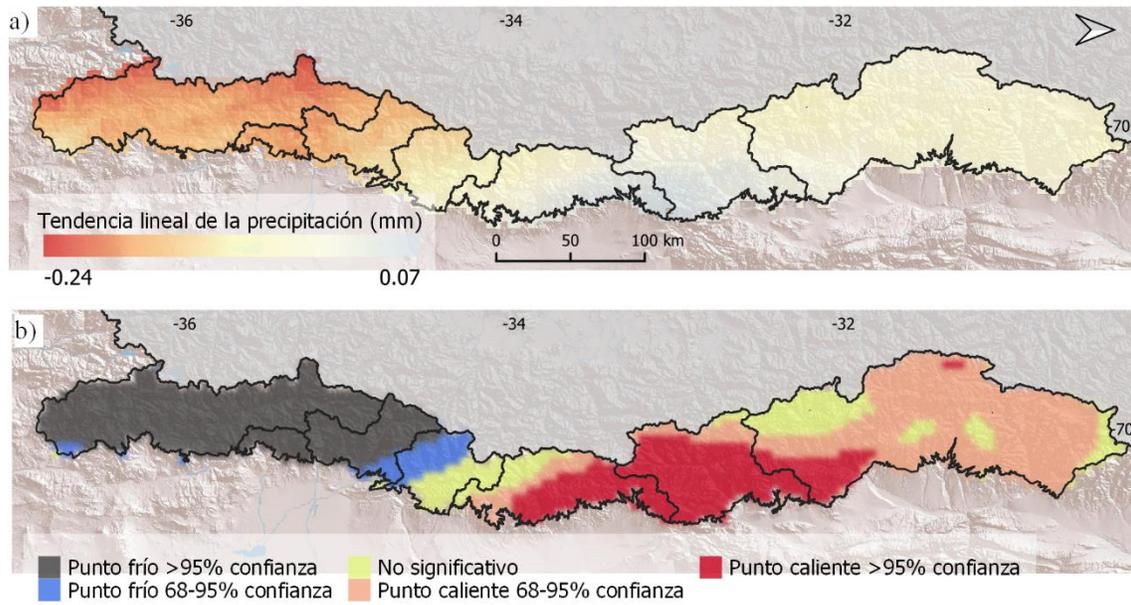


Figura 19. Variación interanual de la precipitación en la alta montaña de los Andes Centrales entre 1986 y 2020.

a) Tendencia lineal obtenida para cada uno de los píxeles. b) Valores agregados en celdas de 5000 m y clasificados de acuerdo al nivel de significancia de la tendencia lineal con el método Getis-Ord G_i^* . Las tonalidades rojas muestran sectores con valores significativamente más altos en cuanto a las tendencias, donde las precipitaciones disminuyeron o se incrementaron levemente. Mientras que las tonalidades azules indican áreas con valores significativamente más bajos y en consecuencia con una mayor disminución en la precipitación. Datos de TerraClimate.

Las variaciones de las precipitaciones, particularmente en los últimos 20 años, han impactado en el caudal de los ríos de la región. El análisis de los datos de caudales del río Mendoza (sector norte) y el río Colorado (sector sur), en el tramo de alta montaña, muestra una evolución muy similar a la de las precipitaciones y una tendencia hacia la disminución que en ambos casos es significativa ($p= 0,0035$ y $p= 0,03$ respectivamente) (Figura 20) (Anexo 3 e y Anexo 3 f).

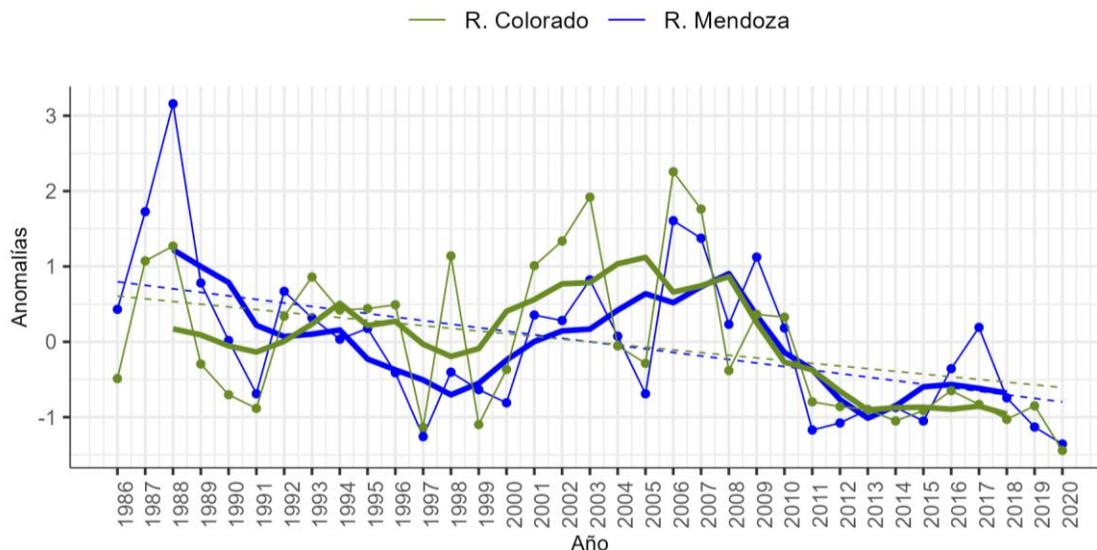


Figura 20. Evolución del caudal medio anual de los ríos Mendoza y Colorado, expresados como anomalías (1986-2020).

La línea con puntos en ambos casos indica la variación anual y la línea gruesa la media móvil cada cinco años según datos de SNIH.

4.5. Relevancia socioeconómica de la alta montaña

El agua que se origina en la montaña es de extrema importancia para el área circundante (alrededor de 210000 km²) debido a la aridez del clima. El recurso hídrico se utiliza tanto para el consumo humano como para diversas actividades agrícolas e industriales, que se concentran mayormente en pequeños espacios irrigados conocidos como oasis y que cubren menos del 5% de la superficie (Figura 21).

Esta relevancia de la alta montaña se pone de manifiesto en la necesidad de proteger el área, de hecho, aproximadamente un tercio de la región cuenta con algún tipo de protección, que incluye diez áreas protegidas entre provinciales y privadas, de las cuales ocho están ubicadas en la provincia de Mendoza, una en la provincia de San Juan y la restante en la provincia del Neuquén (Figura 21).

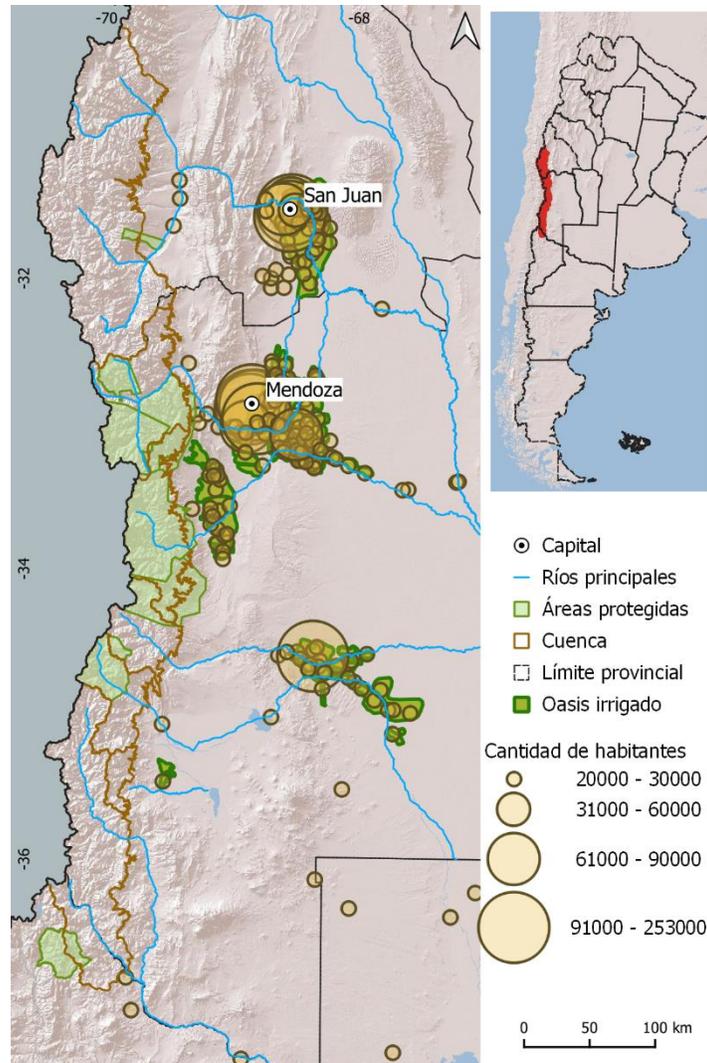


Figura 21. Relevancia de la alta montaña en el contexto espacial regional. Los círculos proporcionales en color amarillo representan los centros poblados clasificados de acuerdo a la cantidad de habitantes según datos del INDEC (2010).

La población que vive en la zona de alta montaña es muy baja debido a las condiciones climáticas extremas. Según el censo del 2010 sólo 6 localidades se encontraban dentro del área comprendida por la alta montaña y todas en la provincia de Mendoza. Dentro de estas localidades, dos correspondían a centros de esquí y se distribuían altitudinalmente entre los 2200 msnm en el sur y los 3600 msnm en el norte. En estos asentamientos vivían de manera permanente sólo 291 habitantes, que representaban apenas el 0,01% del total de

población que depende de los recursos hídricos que tienen su origen en la alta montaña. Durante el verano personas relacionadas con la crianza extensiva del ganado se trasladan de forma transitoria a algunos sectores de las zonas montañosas para la alimentación de los animales en las vegas altoandinas, particularmente en el sur, en una actividad conocida como “la veranada”. También, tanto durante el verano como el invierno muchas personas se desplazan a la montaña para realizar actividades turísticas y recreativas como esquí, cabalgatas, senderismo y andinismo. En este sentido, el Aconcagua, el cerro más alto del hemisferio sur, ocupa un lugar destacado por la cantidad de visitas. Este cerro, ubicado dentro de un área protegida, es un destino popular entre montañistas mayormente europeos y norteamericanos que intentan llegar a cumbre (Barros et al., 2013).

A pesar de su baja densidad poblacional, lo que ocurre en la montaña de los Andes Centrales afecta en mayor o menor medida a más de 2000000 de personas que se distribuyen en alrededor de 220 localidades y que se ubican por debajo de los 2000 msnm. Estas localidades se encuentran a distancias de la alta montaña que superan en la mayoría de los casos los 30 km en línea recta. La ciudad más grande de la región es Mendoza, con cerca de 1150000 hab. y que concentra alrededor del 55% de la población. La mayoría de las áreas pobladas se ubican en promedio a 90 km en línea recta de la alta montaña a distancias máximas de alrededor de 300 km y mínimas inferiores a los 10 km (Figura 22 a y b).

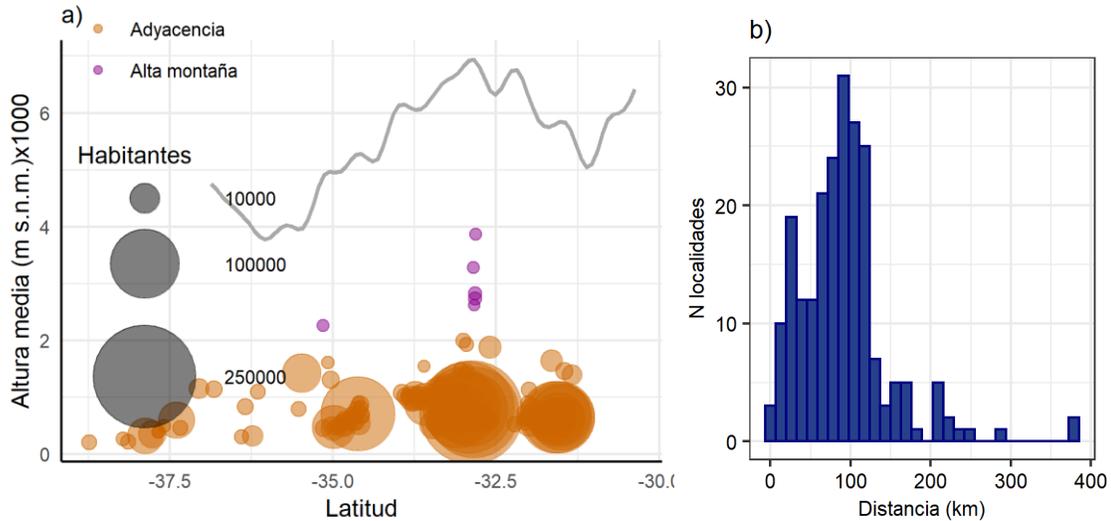


Figura 22. Distribución latitudinal y altitudinal de la población del área de estudio y zonas circundantes según el número de habitantes.

a) Distribución latitudinal y altitudinal de las localidades. Los círculos en magenta señalan las localidades ubicadas en la alta montaña y los de color naranja las que se encuentran en zonas adyacentes más bajas. El tamaño de los círculos indica la cantidad de habitantes de acuerdo al censo 2010 del INDEC. La línea gris muestra el perfil de la cordillera en el límite con Chile según datos de elevación del MDE SRTM v.4. b) Distancia a la que se ubican las localidades adyacentes al área de estudio con respecto a la alta montaña.

Entre 1980 y 2010 la población de Mendoza y San Juan se incrementó en 45% en ambas provincias, muy similar al crecimiento nacional que fue del 44% (Figura 23 a). Si bien, las dos provincias incrementaron la población a un ritmo similar, el crecimiento no es igual en toda el área. En Mendoza las localidades de alta montaña presentaron un crecimiento negativo entre 1991 y 2010 al igual que las localidades ubicadas a más de 200 km de la alta montaña. Por el contrario, aquellas ubicadas, en promedio, a distancias menores a 150 km de la alta montaña son las que más crecieron, con valores medios superiores a 125%. Esto mostraría una tendencia al requerimiento del recurso hídrico cada vez más intenso en las áreas próximas a la alta montaña en detrimento de los sectores más alejados (Figura 23 b).

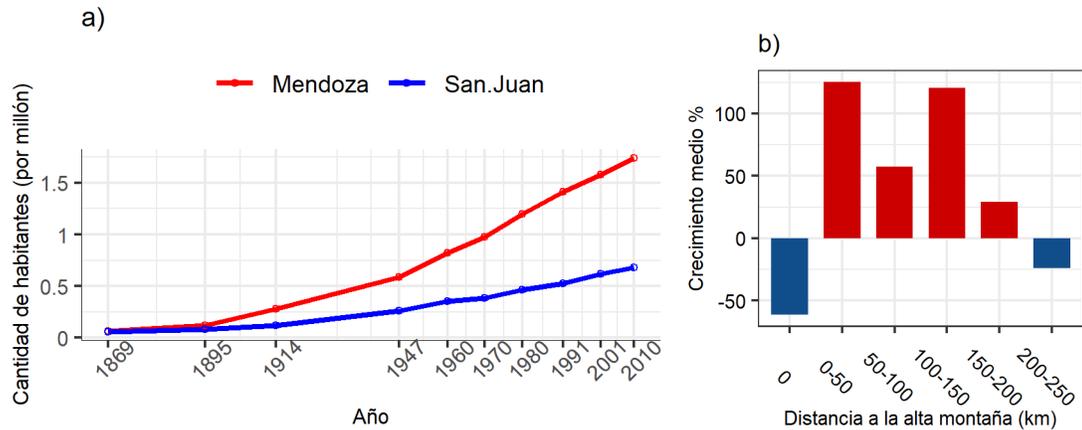


Figura 23. Evolución de la población total de Mendoza y San Juan según censos. a) Crecimiento intercensal. b) Crecimiento medio (%) de la población entre 1991-2010 de acuerdo a la distancia a la montaña.

El incremento de la población se ha visto acompañado, en las últimas décadas, de un desplazamiento de la frontera agrícola hacia la periferia de los oasis, particularmente a mayores altitudes, llegando a cotas que rondan en algunos casos los 2000 msnm. En este contexto, el oasis del Valle de Uco, en la cuenca del río Tunuyán, aparece como uno de los sectores más emblemáticos de este proceso. Esta expansión se basa en la adquisición de terrenos con características edáficas particulares, con posibilidades de acceso al agua subterránea y la implementación de técnicas modernas de producción. La vitivinicultura es la actividad económica más destacada dentro de esta tendencia, a través de la elaboración de vinos de calidad destinados mayormente a la exportación. Sin embargo, este patrón no solo está presente en la vitivinicultura, sino que aparece también en la producción de papas y en menor medida en sectores vinculados a la horticultura y fruticultura. En muchos casos estos emprendimientos aparecen asociados a proyectos inmobiliarios destinados a personas con alto poder adquisitivo y que actúan como enclaves escasamente vinculados con la población local (Larsimont et al., 2018; Saldi, 2019).

Recientemente, el interés del sector inmobiliario se ha movido aún a mayor altitud, incluso dentro del área considerada como alta montaña en este trabajo. En los últimos años, dos proyectos inmobiliarios, presentados bajo la modalidad de centros de esquí, han generado polémica entre la población local. Uno de ellos, denominado Cerro Punta Negra, ubicado en el Valle de Uco y dentro de la Reserva Manzano-Portillo Piuquenes, no superó la etapa de evaluación de impacto ambiental en el año 2021. Otro de los proyectos está ubicado en la cuenca del río Colorado, en la subcuenca del río Valenzuela, denominado “El Azufre”, que es promocionado como el centro de esquí más grande de Sudamérica, totalmente autosustentable e incluye el establecimiento de un “pueblo de montaña” dirigido a personas de gran poder adquisitivo. Otra actividad importante que se lleva a cabo en algunos sectores de la alta montaña es la megaminería, que genera controversia y ha sido motivo de conflictos socio-ambientales en la región (Wagner, 2016).

4.6. Conclusiones

La alta montaña de los Andes Centrales de Argentina se caracteriza por las bajas temperaturas, las cuales se registran especialmente entre mayo y septiembre y precipitaciones mayormente invernales (junio a agosto) en forma de nieve. Este sector constituye un importante reservorio y proveedor de recursos hídricos cuya relevancia se extiende más allá de los límites de la alta montaña. Entre los años 1986 y 2020 la alta montaña ha experimentado un incremento significativo en las temperaturas y una disminución de las precipitaciones y el caudal de los ríos, tendencia que se acentúa en los últimos 10 años. El mayor aprovechamiento de este recurso no se produce en la alta montaña, que está escasamente poblada, sino aguas abajo, en donde viven alrededor de 2000000 de personas y

que en promedio se ubican a 90 km de la misma. Sin embargo, se observa que en los últimos años el requerimiento del recurso hídrico es cada vez más intenso en la proximidad e incluso en la alta montaña, no solo impulsado por el crecimiento de algunos centros poblados sino por la demanda de proyectos agroindustriales, mineros, turísticos e inmobiliarios. Todo esto se produce en un contexto caracterizado por una prolongada sequía y en consecuencia un recurso hídrico cada vez más escaso.

CAPÍTULO 5

**VEGAS ALTOANDINAS, CARACTERÍSTICAS,
DISTRIBUCIÓN ACTUAL Y FLUCTUACIONES
RECIENTES (1986-2020)**

5. VEGAS ALTOANDINAS, CARACTERÍSTICAS, DISTRIBUCIÓN ACTUAL Y FLUCTUACIONES RECIENTES (1986-2020)

5.1. Introducción

Este capítulo tiene como objetivo principal analizar las vegas altoandinas en cuanto a su distribución actual (2020), evolución temporal reciente (1986-2020) y su relación con los cambios experimentados en las principales variables climáticas en la alta montaña de los Andes Centrales mediante el procesamiento de datos provenientes fundamentalmente de sensores remotos.

Para ello, se consideraron diferentes parámetros de análisis entre los que se destacan el área cubierta por vegas y el valor medio del NDVI, que fueron obtenidos a partir del procesamiento de colecciones de imágenes satelitales en Google Earth Engine. De acuerdo a lo establecido en el marco teórico y bajo la asunción de que los componentes del paisaje no son estáticos y van modificando ciertos patrones de distribución espacial en el tiempo se incorporan al análisis las dimensiones espaciales, temporales y sus interacciones a diferentes escalas. Estas variaciones se analizaron, además, en el contexto climático en el que se desarrollan.

En este capítulo se describen en primer lugar, los materiales y métodos empleados para cumplir con el objetivo propuesto. A continuación, se detallan los resultados obtenidos estructurados en cuatro partes. En la primera parte, se realiza un análisis descriptivo de los principales resultados del mapa y caracterización de vegas, tales como el área, distribución espacial y orientación. Los resultados son presentados tanto a nivel regional como por

cuencas y bandas altitudinales. En la segunda parte se examinan los diferentes patrones de distribución espacial resultantes de la utilización de métodos de agregación espacial tomando como base el mapa de vegas. En la tercera sección, se incorpora la dimensión temporal a través del estudio de las variaciones anuales medias en el área cubierta y valores de NDVI de las vegas altoandinas, en el período comprendido entre los años 1986 y 2020. En la cuarta sección se vinculan las fluctuaciones del área cubierta con vegas y el NDVI con la precipitación y la temperatura entre 1986 y 2020. Finalmente, en la última parte, se realiza un análisis integrado de las variaciones espaciotemporales de las vegas, temperatura y precipitación en los Andes Centrales.

Los resultados obtenidos en este capítulo constituyen junto con los del próximo la base del análisis comparativo en las variaciones espaciotemporales de vegas y glaciares que se desarrolla en el último apartado.

5.2. Materiales y métodos

En esta sección se detallan los datos y pasos seguidos para cumplir con el objetivo propuesto en este capítulo. Como se mencionó en el capítulo 3 (ver sección 3.2.1) los análisis relativos a las vegas se realizaron con datos provenientes de imágenes satelitales adquiridas durante el verano. Esto se basa en el hecho de que se trata de la estación seca en alta montaña y que en teoría garantiza menor nubosidad, sombras y cobertura de nieve y es cuando la vegetación está más expresiva. Los datos para elaborar el mapa y describir la situación actual de las vegas altoandinas (2016-2020) se obtuvieron del procesamiento de imágenes Sentinel 2 (ver capítulo 3, sección 3.2.1). En el análisis de las fluctuaciones anuales de las vegas (1986-2020) se emplearon imágenes Landsat (5, 7, 8) y para

temperatura y precipitación el producto TerraClimate (ver capítulo 3, sección 3.2.1 y 3.2.2). Los valores de elevación se derivaron del modelo MDE-Ar (ver capítulo 3, sección 3.2.3).

El índice NDVI constituye la base de los procesamientos relativos a las vegas altoandinas realizados en este capítulo (ver capítulo 3, sección 3.3.2). Como resultado de la aplicación de este índice se obtuvo una nueva capa ráster con valores que pueden fluctuar entre 1 y -1. Luego, para separar las vegas altoandinas de otras coberturas se aplicó un umbral de referencia ($> 0,3$) por encima del cual se puede identificar la cobertura de vegas del ambiente árido circundante. Este umbral seleccionado ya ha sido probado y empleado en trabajos basados en la identificación de coberturas vegetales de características similares a las de las vegas altoandinas en zonas semiáridas (Mazzarino & Finn, 2016; Otto et al., 2011).

5.2.1. Mapa y caracterización de vegas altoandinas

Los análisis de este capítulo parten de la elaboración del mapa de vegas altoandinas que constituye la base para determinar la ubicación, extensión, distribución (latitudinal y altitudinal) y orientación de las mismas. Este mapa no constituye un inventario en sentido estricto, porque no tiene el nivel de detalle requerido en la caracterización de las unidades vegetales, tales como tipos de suelo, permanencia del agua, etc. (Convención de Ramsar, 2010). Además, este nivel de detalle, excede a los objetivos de esta tesis.

Cabe recordar, como paso previo a la elaboración del mapa, que los diferentes sectores que se pueden identificar en una vega, desde el sector central más húmedo al periférico más seco, dependen de la disponibilidad de agua. En consecuencia, esta condición tiene influencia en lo que se consigue identificar estableciendo un determinado

umbral al NDVI. En años o períodos secos las zonas periféricas o parte de estas zonas pueden quedar excluidas debido a valores bajos de NDVI al utilizar el umbral de referencia $> 0,3$ (Mazzarino & Finn, 2016; Otto et al., 2011). Por el contrario, en la zona central los valores suelen estar por encima de 0,3 aún en años secos (Figura 24 a y b).

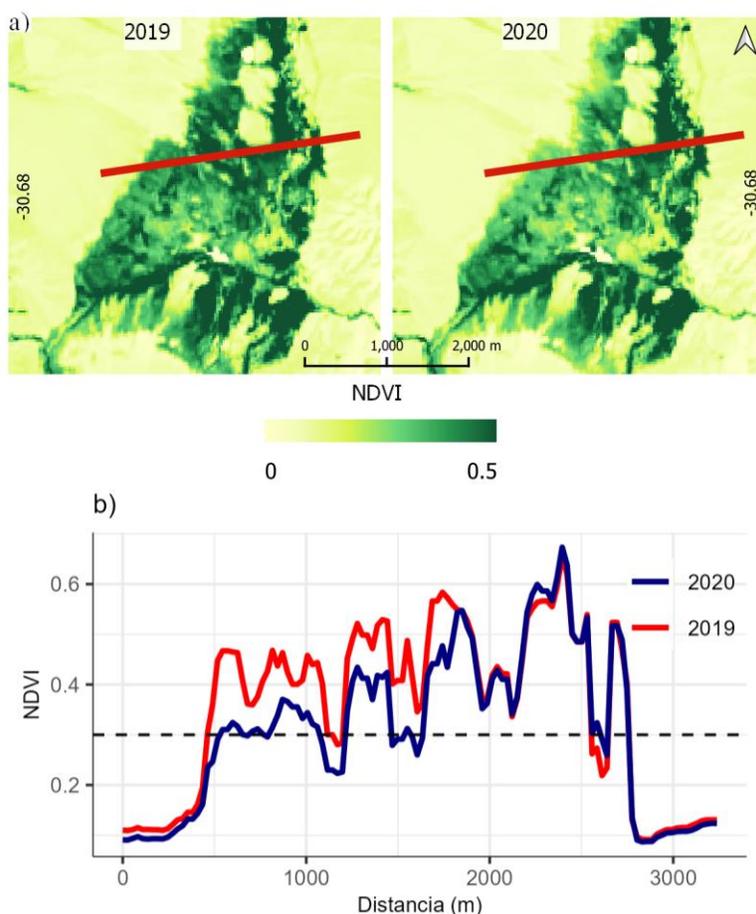


Figura 24. Variación en los valores de NDVI de una vega altoandina ($30,7^{\circ}\text{S}$ y $70,14^{\circ}\text{O}$) en base a imágenes Landsat 8 comparando el mes de febrero de los años 2019 y 2020. a) La línea roja muestra una transecta (oeste-este) para cada uno de los años de la comparación. b) Gráfico comparativo de los cambios en los valores de NDVI entre los años 2019 y 2020 de acuerdo a la transecta. La línea negra punteada indica el umbral de 0,3 por encima del cual la cobertura del suelo es considerada vega.

Como se puede observar en la Figura 24 a y b, el área identificada mediante una o varias fechas de un mismo verano puede conducir a resultados diferentes de un año a otro al utilizar un mismo umbral y dificultar la caracterización del estado actual. Por lo tanto, con

el objetivo de minimizar estas variaciones y de captar las condiciones medias en un período de cinco años se trabajó con una colección de imágenes Sentinel 2 adquiridas durante los meses del verano entre los años 2016-2020, para lo cual se procesaron 1866 imágenes (Anexo 4 a) de toda la región en GEE (ver capítulo 3, sección 3.3.1). Luego, se obtuvo una nueva imagen con el valor medio de la reflectancia de cada uno de los píxeles para todo el período. Además, para evitar incluir cuerpos de agua en el mapa resultante se utilizó una máscara, que se generó a partir de la base de datos vectorial de lagos del ING. La misma fue realizada mediante la interpretación visual de imágenes satelitales de alta resolución espacial. A continuación, se calculó el NDVI y aplicó un umbral de 0,3 para separar las vegas altoandinas ($>0,3$) de otras coberturas ($<0,3$) (Figura 25 a). La incertidumbre del mapa de vegas resultante se evaluó a partir de los cambios observados en la delimitación de la superficie al variar el umbral del NDVI en $\pm 0,02$ (Dangles, 2017).

Como parte del posprocesamiento se convirtió la capa ráster, obtenida en el paso anterior, a formato vectorial con la herramienta de Grass r.to.vector (accesible desde QGIS), que presenta la ventaja de que permite redondear las esquinas de los píxeles. Para evitar que píxeles contiguos fueran considerados como polígonos independientes se generó un buffer de 10 m utilizando la opción de disolver todos los polígonos, disponible en QGIS. Una vez que los píxeles contiguos quedaron unidos se aplicó nuevamente un buffer, pero ahora de -10 m para volver a la situación inicial. Los polígonos aislados menores a 0,0001 km² (un pixel) fueron eliminados. De esta manera, la vega como una unidad está asociada, en los análisis realizados en esta tesis, a la del polígono identificado por el método explicado previamente.

Finalmente, los polígonos identificados como vegas altoandinas se caracterizaron de acuerdo al área, valores medios de NDVI, altura máxima, mínima y media y orientación. El valor medio del NDVI fue considerado un indicador aproximado de la biomasa de las vegas. En esta caracterización se utilizó la herramienta de QGIS denominada estadística de zona. Los parámetros correspondientes a la elevación y orientación se obtuvieron del procesamiento del modelo MDE-Ar, de 30 m de resolución espacial. La orientación se calculó para cada uno de los píxeles en formato ráster. Los valores medios de NDVI se derivaron de la capa resultante del procesamiento descrito previamente en GEE (Figura 25 b).

Los datos de superficie y valores medios de NDVI y características de las vegas, tales como altura y elevación, se analizaron mediante técnicas estadísticas descriptivas a partir de unidades espaciales establecidas a priori como cuencas, sectores y bandas altitudinales.

5.2.2. Identificación de patrones estadísticamente significativos en la distribución espacial de los valores de área y NDVI de las vegas altoandinas

El análisis realizado en el punto anterior, a partir de cuencas y sectores, brinda una primera aproximación a la comprensión de la distribución espacial de las vegas altoandinas, pero las unidades espaciales se establecen a priori y pueden enmascarar patrones estadísticamente significativos que no responden a dichas unidades. Por lo tanto, para superar esta limitación se utilizaron métodos estadísticos de regionalización tomando como unidad de agregación las vegas.

En este caso, se trabajó con el área cubierta y los valores de NDVI (como indicador de la biomasa) que constituyen dos características importantes al momento de analizar las variaciones en la distribución espacial de las vegas. A continuación, para identificar sectores con valores de área cubierta y NDVI, significativamente altos y bajos se utilizó el método de agregación espacial Getis-Ord G_i^* (ver capítulo 3, sección 3.3.4).

Los valores de superficie y de NDVI provienen de la caracterización realizada en el punto anterior. Ambos valores fueron agregados en celdas de 5000 m, en el caso del área a partir de la suma y en el del NDVI del valor medio. A continuación, de acuerdo a esta grilla, con valores agregados, se calcularon sectores estadísticamente significativos, tanto por presentar valores altos (puntos calientes) como bajos (puntos fríos) (Figura 25 c).

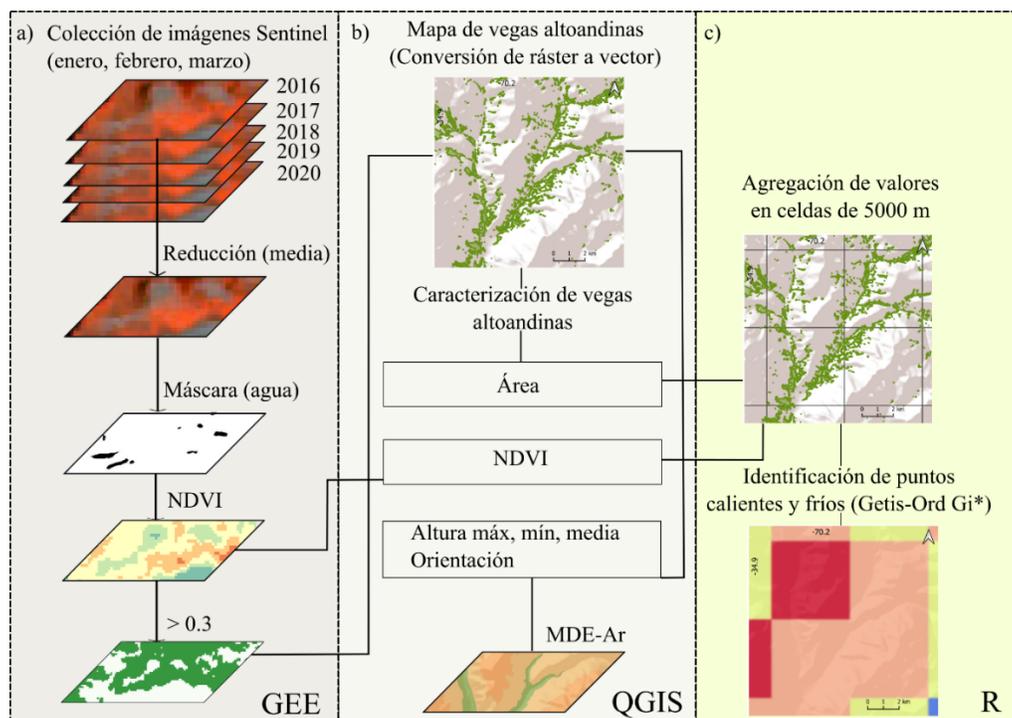


Figura 25. Flujo metodológico en la elaboración del mapa y en la caracterización de las vegas altoandinas en los Andes Centrales.

a) Obtención del área cubierta con vegas en GEE. b) Cálculo de la superficie de las vegas, obtención de los valores medios de NDVI y caracterización de las vegas de acuerdo a valores de elevación en QGIS. c) Identificación de sectores estadísticamente significativos (puntos calientes y fríos) en R. Los datos de cobertura de vegas fueron obtenidos a partir de imágenes Landsat (5, 7, 8) y los de elevación del MDE-Ar.

5.2.3. Fluctuaciones recientes en el área y NDVI de las vegas altoandinas (1986-2020)

Como se mencionó previamente, los datos de base para el análisis de las variaciones temporales en la superficie cubierta por vegas altoandinas y los valores de NDVI se obtuvieron de imágenes de los satélites Landsat 5, 7 y 8 adquiridas durante el verano entre los años 1986 y 2020. En este caso, se utilizó el producto Collection 1 Tier 1 8-Day NDVI Composite, que se genera a partir de las escenas ortorrectificadas Tier 1 con una corrección al tope de la atmósfera denominada TOA (Top of Atmosphere reflectance) (Chander et al., 2009).

Para el análisis de las fluctuaciones de las vegas altoandinas se consideró nuevamente el área cubierta y el NDVI, pero en este caso interanualmente. Como primer paso se generó una colección compuesta por 1646 imágenes del verano entre los años 1986 y 2020 en GEE (Anexo 2). Luego, se obtuvo el valor medio de NDVI para cada uno de los años y se empleó la máscara de agua generada en el punto anterior. A continuación, se aplicó el umbral de referencia $> 0,3$ para separar el área cubierta por vegas de otras coberturas y se multiplicó cada uno de los píxeles por encima del umbral seleccionado por el tamaño de la celda de Landsat (30x30) para obtener el área interanualmente (Figura 26 a).

Para analizar la evolución anual del NDVI se mantuvo el área constante, para lo cual se generó una nueva imagen con el valor medio de NDVI para cada uno de los píxeles entre 1986 y 2020. A la imagen resultante se aplicó un umbral de 0,3 y la máscara de agua, obtenida en el paso previo, para delimitar la superficie media cubierta por vegas en el período considerado. Luego, tomando como base este mapa, se calculó el valor medio del NDVI interanualmente para el área promedio de cada una de las vegas (Figura 26 b).

Para el análisis de tendencias en cuanto al área cubierta con vegas y los valores de NDVI se utilizaron regresiones lineales simples, correlaciones y medias móviles (ver capítulo 3, sección 3.3.3). En estos análisis se consideró el período completo (1986-2020) y en algunos casos el subperíodo (2000-2020) debido a que la caída de las precipitaciones es más evidente entre estos años e impacta en la respuesta del NDVI.

Los resultados fueron analizados comparativamente con los datos de temperatura y precipitación, obtenidos en el capítulo anterior, mediante correlaciones y regresiones lineales simples y múltiples (ver capítulo 3, sección 3.3.5).

5.2.4. Variaciones espaciotemporales de los valores de NDVI entre 1986 y 2020

Con el objetivo de analizar las variaciones temporales en los valores NDVI por cada uno de los píxeles se utilizaron regresiones lineales simples entre los años 1986 y 2020 en GEE (ver capítulo 3, sección 3.3.1). En este procedimiento se empleó nuevamente la colección “Collection 1 Tier 1 8-Day NDVI Composite” a partir de la cual se generó una nueva imagen para cada uno de los años con los valores medios de NDVI. Luego, se aplicaron regresiones lineales simples a cada uno de los píxeles interanualmente. Como resultado de este procesamiento se obtuvo una nueva capa ráster en donde cada píxel adopta un nuevo valor que describe el cambio del NDVI en base interanual para todo el período (1986-2020). Este cálculo se efectuó considerando el área media cubierta por vegas altoandinas entre 1986 y 2020 obtenida en el punto anterior 5.2.3 de este capítulo.

Finalmente, se utilizó nuevamente el método Getis-Ord G_i^* (ver capítulo 3, sección 3.3.4) para identificar sectores estadísticamente significativos, tanto de valores altos como bajos en la evolución de los valores de NDVI (Figura 26 c). Para lograr este objetivo se agregaron, como en los casos anteriores, los valores promediados de tendencia del NDVI en una grilla con celdas de 5000 m. Luego, se empleó el método de regionalización Getis-Ord G_i^* a partir del cual se pudo diferenciar sectores con valores estadísticamente significativos de crecimiento y decrecimiento del NDVI a nivel regional.

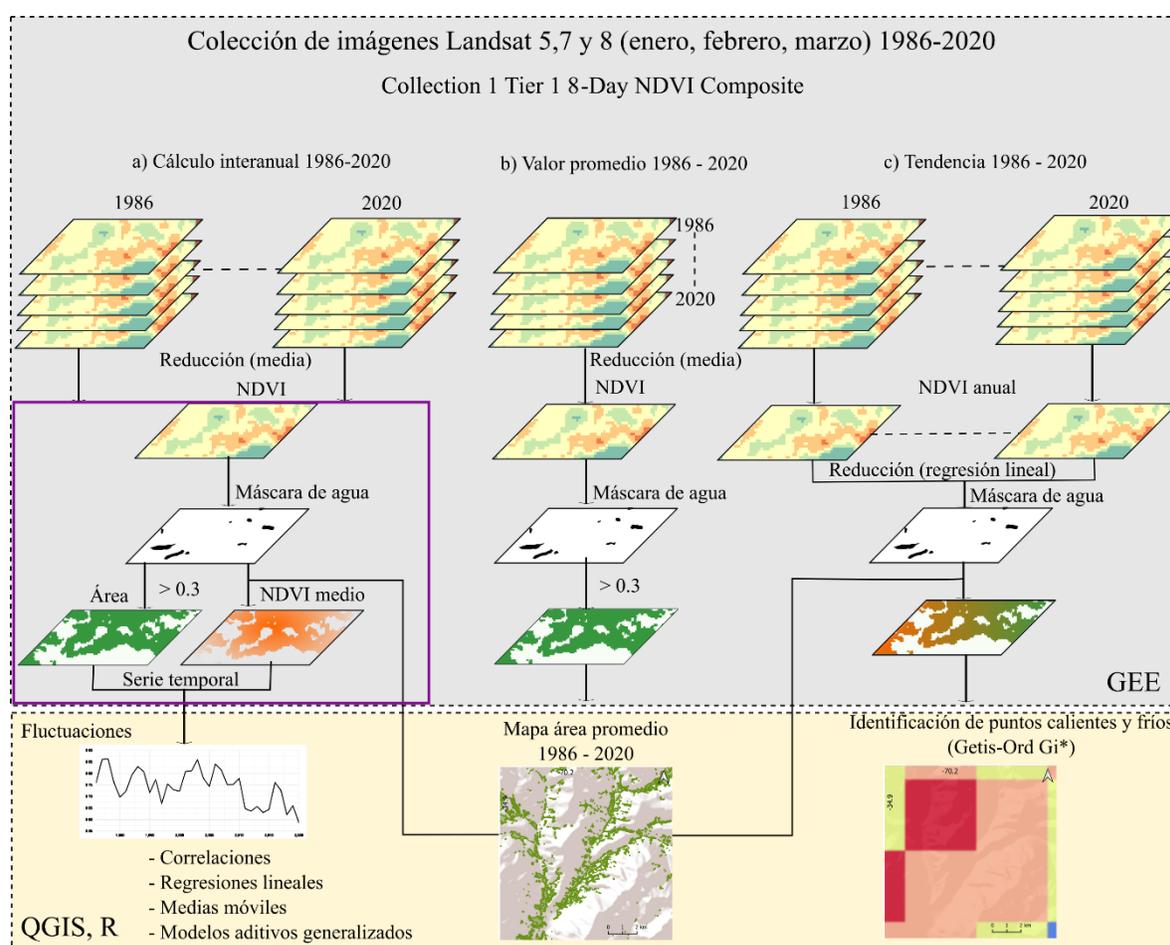


Figura 26. Flujo metodológico del análisis de las fluctuaciones de las vegas altoandinas (1986-2020).

a) Evolución interanual del área y el NDVI, b) área media 1986-1989 y c) análisis de tendencias por píxel. Datos obtenidos a partir del procesamiento de imágenes Landsat (5, 7 y 8).

5.3. Extensión y principales características de las vegas altoandinas

El área media cubierta por vegas altoandinas entre los años 2016-2020 en la alta montaña de los Andes Centrales es de 475 km², la cual representa un 1,2% del área de trabajo. La utilización de diferentes umbrales de NDVI, en la determinación de la superficie, indica un incremento de 13 km² y una disminución de 82 km² al disminuir y aumentar respectivamente el umbral de referencia (>0,3) en 0,02.

Un primer acercamiento a la distribución espacial de las vegas muestra que al sur de los 34°S es donde se encuentra la mayor concentración y área cubierta, mientras que alrededor de los 33°S se puede apreciar la situación inversa (Figura 27 a).

El análisis por cuencas indica que en valores absolutos aquellas que están ubicadas en los extremos norte (San Juan) y sur (Colorado) son las que tienen más superficie cubierta con vegas, aunque el área de la cuenca del Colorado casi triplica a la de San Juan. En términos relativos, nuevamente la cuenca del río Colorado es la que presenta la mayor proporción de su superficie con vegas (3%), mientras que en el extremo opuesto se encuentra la del río Mendoza con apenas el 0,1% (Figura 27 b y Anexo 4 b).

Altitudinalmente, las vegas se extienden en promedio hasta los 4200 msnm en el norte y hasta los 3700 msnm en el sur. Estas se localizan mayormente en la franja altitudinal que se extiende entre los 2000 y 3000 msnm. Sin embargo, al analizar por separado las cuencas del norte y sur se observa que la mayor concentración se produce entre los 3000 y 3500 msnm y los 2000 y los 3000 msnm respectivamente. En la cuenca del río San Juan es donde se las puede encontrar a mayor altura, alrededor de 4300 msnm y es también la cuenca en la que se ubican a elevaciones mayores en promedio (Figura 27 c, Anexo 4 b y Anexo 4 c).

Los polígonos identificados como vegas son en general muy pequeños, el 80% aproximadamente tiene una superficie inferior a $0,01 \text{ km}^2$, cifra que representa alrededor del 20% del área cubierta. En el otro extremo, solo cuatro vegas poseen una superficie mayor a 2 km^2 (0,01%) y cubren 13 km^2 (3%). La vega de mayor tamaño posee casi 7 km^2 y se encuentra en el noroeste de la cuenca del río San Juan (Anexo 4 d).

Las orientaciones sur, norte, este y sus combinaciones son las más importantes en cuanto a la superficie cubierta. Por el contrario, las que están orientadas hacia el oeste son las que menos área ocupan. La mayor insolación sobre las laderas norte, noreste y este posibilita que las vegas alcancen mayor altura (Anexo 4 e).

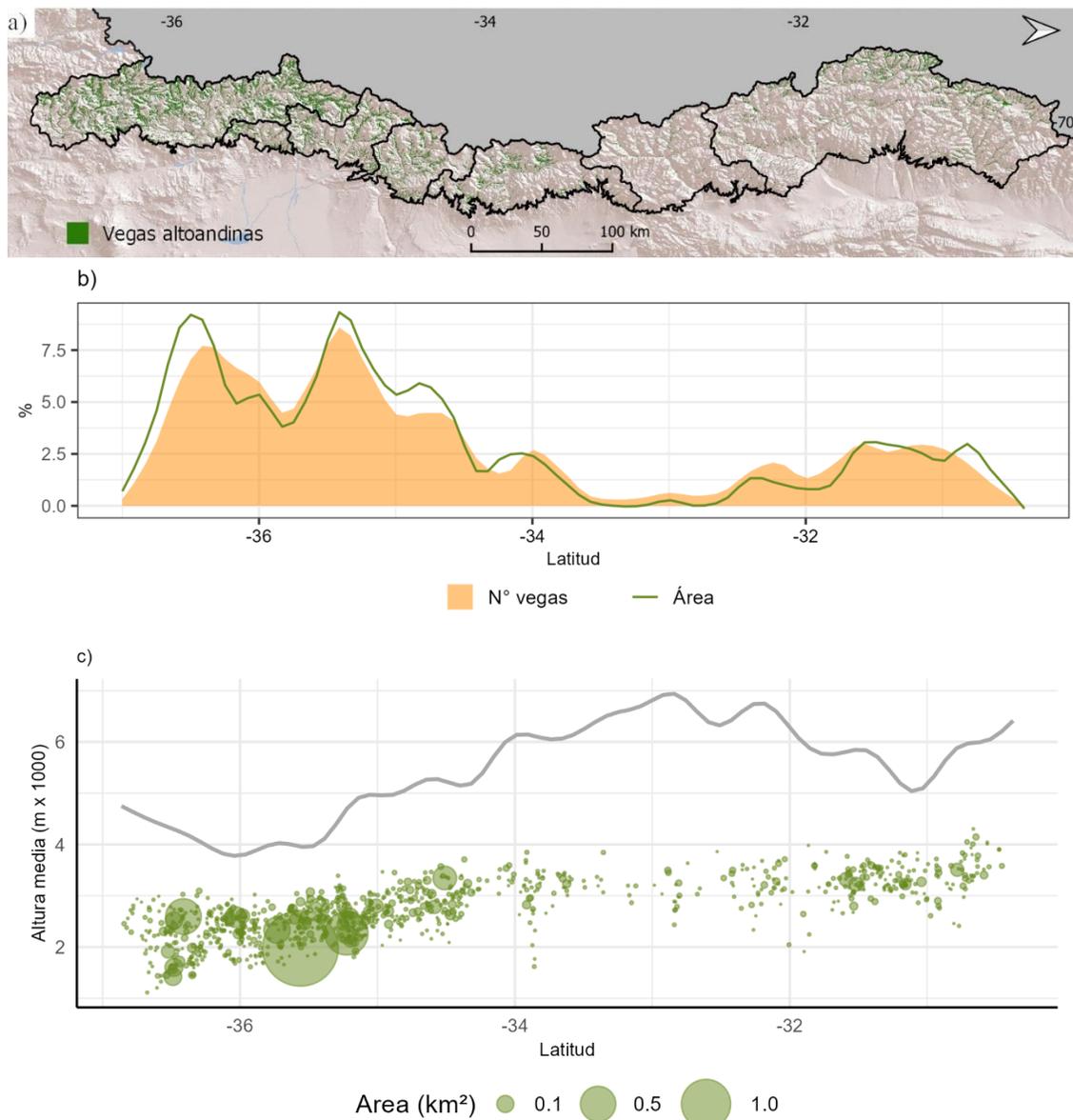


Figura 27. Distribución de las vegas altoandinas en el área de estudio. a) Mapa con la distribución de vegas identificadas en la alta montaña de los Andes Centrales. b) Variación de la cantidad de vegas altoandinas y superficie cubierta según la latitud. c) Variación altitudinal del área cubierta con vegas altoandinas. La línea en color gris indica el perfil de la cordillera en el límite con Chile obtenido a partir del MDE SRTM v.4.

5.4. Identificación de patrones espaciales estadísticamente significativos en la distribución actual de las vegas altoandinas

En la identificación de patrones espaciales estadísticamente significativos con respecto a la superficie cubierta con vegas se destacan, por tener valores de área significativamente altos, dos sectores ubicados en los extremos norte y sur de la cuenca del río Colorado. Por el contrario, la mayor concentración de sectores con valores significativamente bajos se localiza en la parte central de la misma cuenca (Figura 28 a y b). Por su parte, el NDVI presenta un patrón de distribución diferente al del área y los sectores con valores significativamente altos y bajos se distribuyen de forma dispersa en toda la región. El sector más destacado por sus valores elevados se ubica al sureste de la cuenca del río Tunuyán. Por el contrario, en el noreste y centro de la cuenca del Colorado y los sectores más bajos de la cuenca del río San Juan se aprecian lugares que se distinguen por tener valores significativamente bajos (Figura 29 a y b).

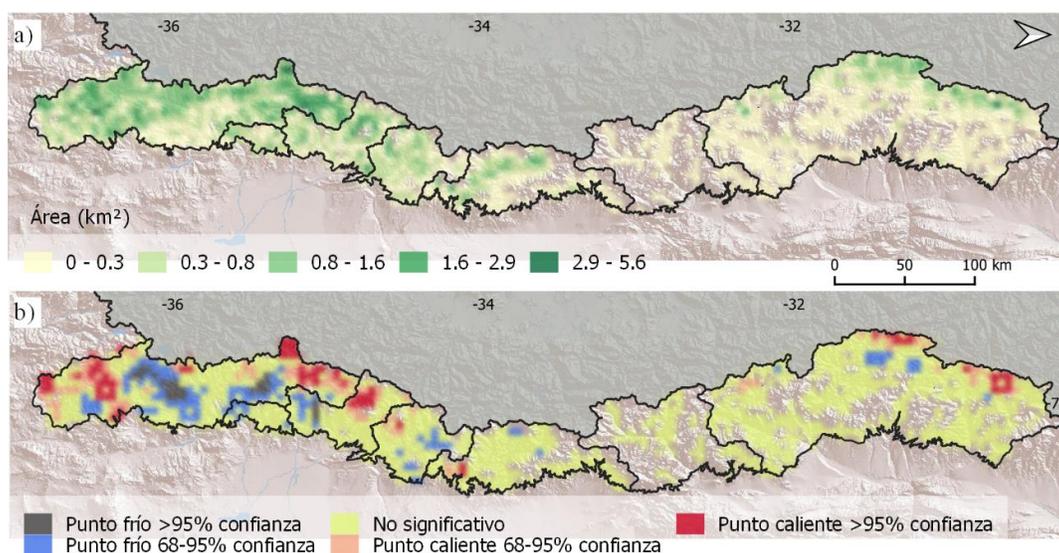


Figura 28. Distribución espacial de los valores de área media (2016-2020) de las vegas altoandinas.

a) Valores agregados en celdas de 5000 m y b) valores clasificados de acuerdo al nivel de significancia con el método Getis-Ord G_i^* . Las tonalidades rojas y azules indican valores altos y bajos respectivamente. Datos obtenidos del procesamiento de imágenes Sentinel 2.

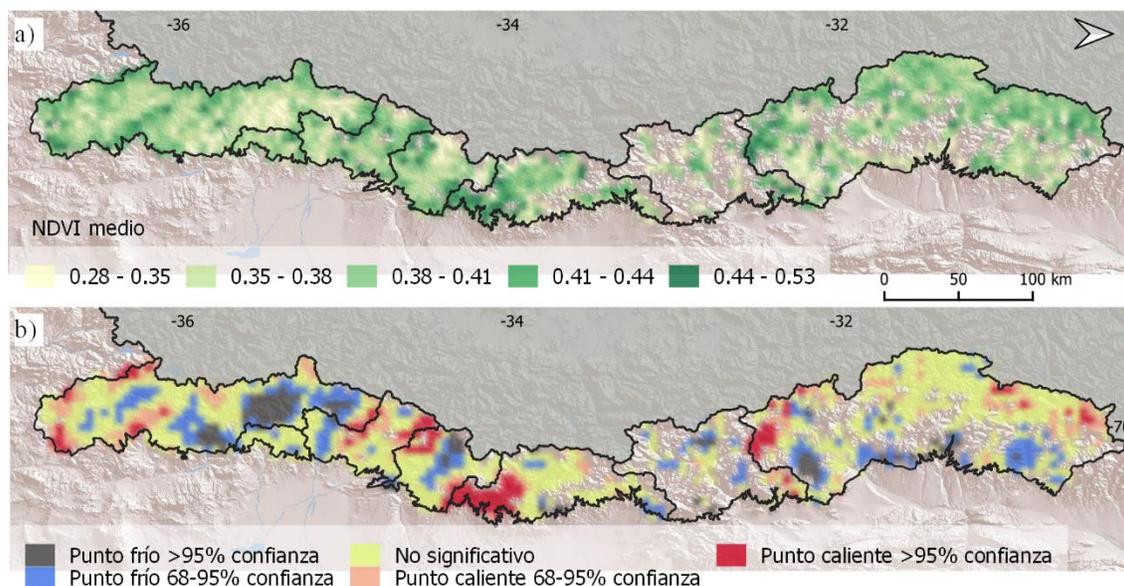


Figura 29. Distribución espacial de los valores medios de NDVI (2016-2020) de las vegas altoandinas.

a) Valores medios agregados en celdas de 5000 m y b) valores clasificados de acuerdo al nivel de significancia. Las tonalidades rojas y azules indican valores altos y bajos respectivamente. Datos obtenidos del procesamiento de imágenes Sentinel 2.

5.5. Fluctuaciones de las vegas altoandinas en las últimas décadas (1986-2020)

En este apartado se describe la evolución interanual del área cubierta por vegas y los valores medios de NDVI. En primer lugar, es importante aclarar que el valor del NDVI varía de un año a otro según las condiciones de temperatura y humedad. Por lo tanto, utilizando un mismo umbral hay años en que se identifica más o menos área cubierta, como se mencionó en la sección metodológica. Esto no quiere decir que el área haya cambiado de manera permanente, sino que lo que varía es la superficie que se identifica con determinado umbral. No obstante, estas fluctuaciones permiten analizar año a año cómo reacciona la vegetación ante una mayor o menor disponibilidad de agua y/o temperatura.

Un primer análisis exploratorio del comportamiento de los valores del NDVI y del área entre los años 1986 y 2020, mediante regresiones lineales simples, muestra que ambas variables presentan un patrón similar en la evolución y una leve tendencia a la disminución (Figura 30) (Anexo 4 f). No obstante, en ambos casos las observaciones no son estadísticamente significativas ($p=0,64$ y $0,71$ respectivamente) (Anexo 4 f), pero si resulta significativamente negativa en el caso del NDVI si el período de análisis se restringe a los años 2000-2020 ($p=0,03$) (Anexo 4 g).

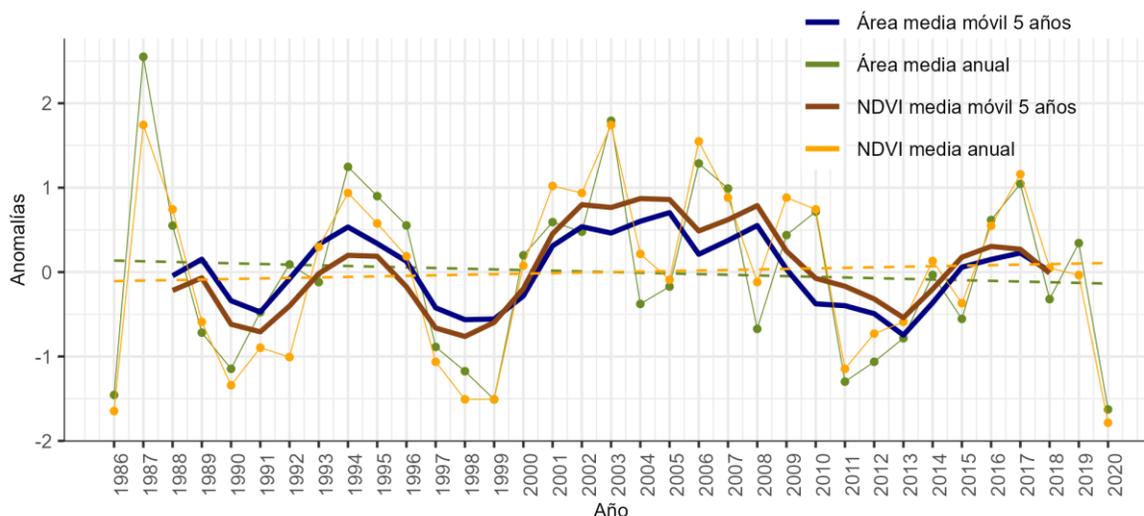


Figura 30. Variaciones en el área cubierta y valores de NDVI de las vegas altoandinas entre 1986-2020 en los Andes Centrales, expresadas como anomalías. Ambas tendencias están representadas interanualmente y mediante medias móviles cada cinco años. Las líneas punteadas indican la tendencia anual para cada una de las representaciones. Datos obtenidos del procesamiento de imágenes Landsat (5, 7 y 8).

El análisis comparativo por cuencas de los valores medios del área y NDVI al comienzo (1986-1990) y final (2016-2020) del período de análisis indica que solo las de los ríos Mendoza y Colorado presentan un crecimiento en el área, con un 18% y 17% respectivamente. En el resto de las cuencas se observa un decrecimiento, entre las cuales se destaca la del río Atuel con -13% (Anexo 4 h).

Por otro lado, la comparación por banda altitudinal de los valores de área y de NDVI al comienzo y final del período señala una disminución en las franjas inferiores y un incremento por encima de los 3000 msnm. El crecimiento más destacado en el área se localiza por encima de los 4000 msnm con un 30% (Anexo 4 i). En el caso del NDVI, el aumento más importante se observa entre los 3000 y 4000 msnm con un 12% (Anexo 4 j).

5.6. Relación en la evolución del área con vegas, NDVI, precipitaciones y temperaturas

El área cubierta por vegas altoandinas y los valores de NDVI presentan un comportamiento similar entre sí (como se observó en la sección anterior) y con respecto a las precipitaciones entre los años 1986 y 2020. En general, mayores precipitaciones favorecen el desarrollo de las vegas (área y NDVI), lo cual se pone en evidencia en una correlación positiva significativa según el test de Pearson ($r= 0,5$ en ambos casos) (Figura 31) (Anexo 4 k). Por el contrario, no se observa un patrón muy claro en cuanto a la influencia de la temperatura en las fluctuaciones interanuales de las vegas, de hecho, la correlación es muy baja y no significativa entre la temperatura y la evolución de los valores del área cubierta por vegas ($r= 0,072$ y $p=0,68$) y la del NDVI ($r = 0,023$ y $p = 0,89$) (Anexo 4 k). La utilización de regresiones lineales múltiples muestra que las precipitaciones y la temperatura explicarían un 22% de los cambios interanuales en los

valores del área y del NDVI, en ambos casos de manera significativa. En cuanto a la temperatura su inclusión en el análisis de ambas variables no resulta significativa (Anexo 4 l).

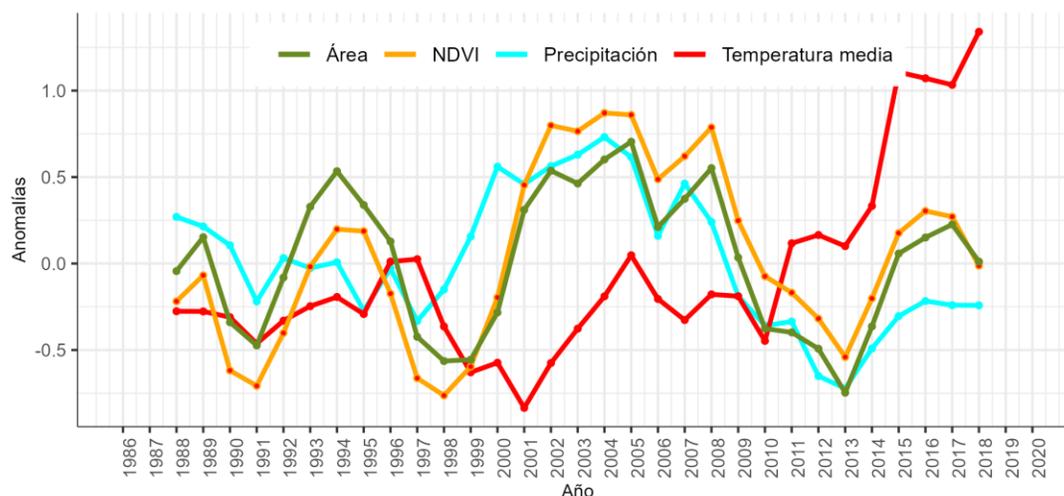


Figura 31. Variaciones interanuales de la superficie con vegas, valores de NDVI, temperatura media y precipitación, expresadas como anomalías. Las variaciones están representadas con medias móviles cada 5 años entre 1986 y 2020. Datos de área y NDVI obtenidos del procesamiento de imágenes Landsat (5, 7 y 8) y de precipitación y temperatura de TerraClimate.

5.7. Variaciones espaciotemporales en los valores de NDVI de las vegas

El análisis de tendencia (1986-2020) a nivel espacial de los valores de NDVI muestra a priori que dentro de una misma vega es posible identificar sectores en los cuales los valores de NDVI han crecido o decrecido en el período de análisis (Figura 32). En este caso, algunas de estas variaciones dentro de las vegas pueden explicarse por cambios en las condiciones locales en cuanto a la provisión de agua. Sin embargo, este nivel de detalle no permite evaluar si existen patrones espaciales a nivel regional.

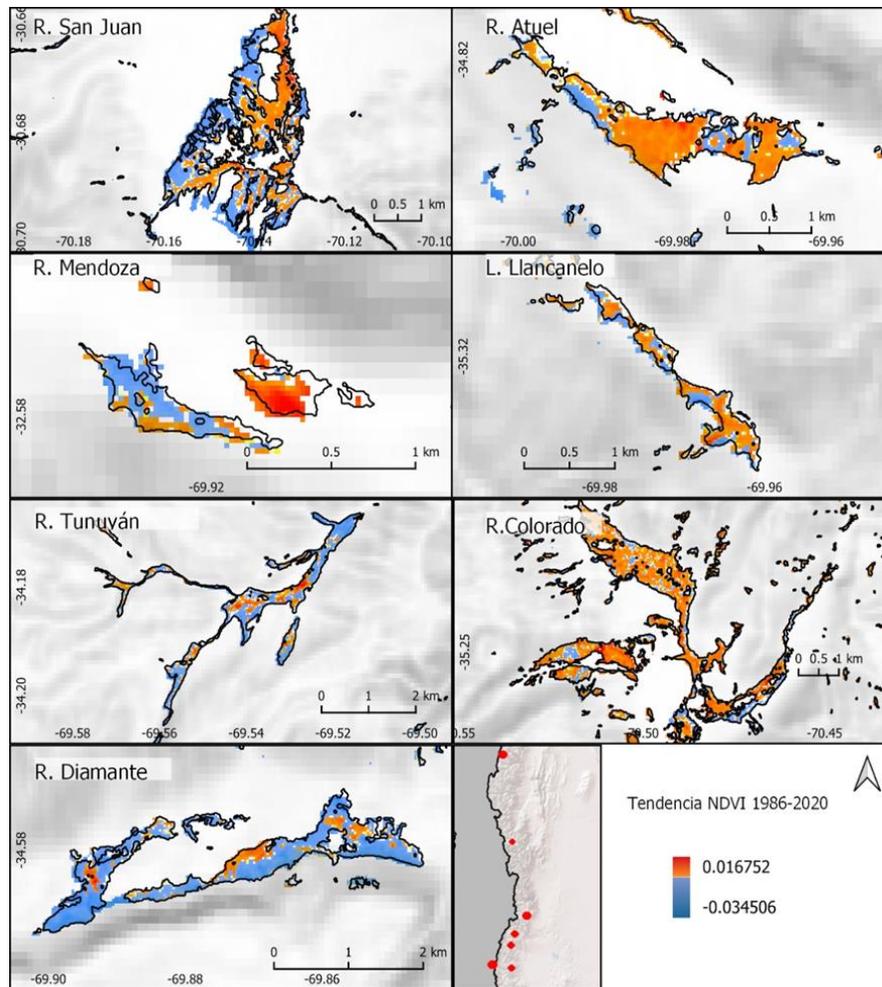


Figura 32. Tendencia en los valores de NDVI entre 1986-2020 analizados por píxel en las vegas de mayor tamaño en cada una de las cuencas. Datos obtenidos a partir del procesamiento de imágenes Landsat (5, 7, 8).

Al utilizar métodos de agregación espacial, para poder identificar tendencias a nivel regional, se observa que el sector de crecimiento significativo más extenso se localiza hacia el oeste de la cuenca del Atuel y del Colorado hasta aproximadamente los 36°S. Por el contrario, hacia el este y a menor altura la tendencia es hacia la disminución, mayormente desde el sur de la cuenca del río Tunuyán hasta la del Colorado (Figura 33 a y b).

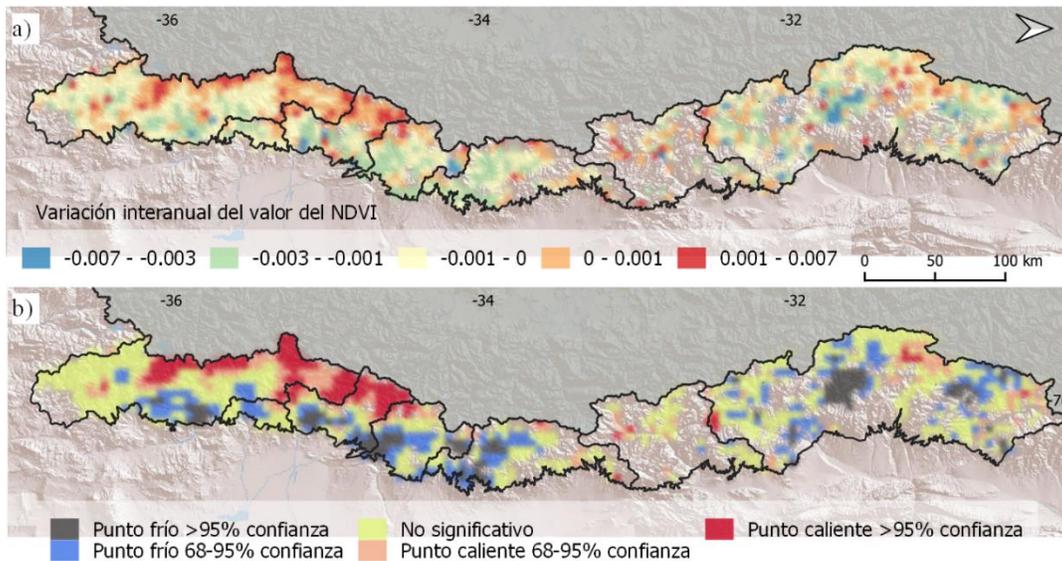


Figura 33. Evolución de los valores de NDVI en el período 1986-2020 clasificados de acuerdo al nivel de significancia.

a) Valores agregados en celdas de 5000 m y b) valores clasificados de acuerdo al nivel de significancia con el método Getis-Ord G_i^* . Las tonalidades rojas y azules indican valores altos y bajos respectivamente. Datos obtenidos a partir del procesamiento de imágenes Landsat (5, 7 y 8).

5.8. Conclusiones

Los análisis realizados en este capítulo permitieron elaborar el primer mapa de vegas altoandinas de la región y obtener un panorama de su estado actual, así como de su evolución reciente. Como punto de partida se logró determinar que las vegas altoandinas cubren alrededor de 475 km², lo que representa un 1,2% de la superficie del área identificada como alta montaña. A nivel espacial fue posible identificar diferentes patrones de distribución de acuerdo a la variable analizada (área y NDVI) y determinar su significancia desde el punto de vista estadístico. En cuanto a la situación actual se destaca el sector sur por presentar una mayor superficie cubierta por vegas en comparación con el sector norte. Sin embargo, se observó que las vegas más grandes no presentan necesariamente valores más altos de NDVI.

También se pudo observar que la variabilidad interanual, en el período 1986-2020, es una característica tanto en la evolución del área como de los valores de NDVI a nivel regional. Al analizar las tendencias para toda la región y en todo el período de análisis se observó que estas no son significativas. Sin embargo, al considerar el período 2000-2020 la evolución es significativamente negativa en el caso del NDVI, no así en el del área. Esta evolución está positivamente correlacionada con los cambios observados en la precipitación.

Finalmente, al abordar en conjunto la dimensión espacial y temporal en los valores de NDVI se destaca un patrón espacial, particularmente en el sector sur (34,5–36°S), caracterizado por una tendencia a un crecimiento significativo hacia el oeste y a cotas más elevadas y una tendencia inversa en los sectores más bajos de las cuencas.

CAPÍTULO 6

GLACIARES, CARACTERÍSTICAS, DISTRIBUCIÓN ACTUAL Y FLUCTUACIONES RECIENTES (1986-2020)

6. GLACIARES, CARACTERÍSTICAS, DISTRIBUCIÓN ACTUAL Y FLUCTUACIONES RECIENTES (1986- 2020)

6.1. Introducción

Este capítulo tiene como objetivo principal caracterizar el estado actual (año 2020) y la evolución temporal reciente (1986-2020) de los glaciares y su relación con las variaciones de la precipitación y la temperatura en los Andes Centrales.

En el estudio de los glaciares se emplearon geotecnologías basadas fundamentalmente en el procesamiento de colecciones de imágenes satelitales en Google Earth Engine (GEE), geoprosesamientos y diferentes análisis estadísticos. La información obtenida se analizó considerando las dimensiones espaciales y temporales bajo la asunción de que el paisaje no es estático y los patrones espaciales van evolucionando en el tiempo. Las variaciones espaciotemporales se evaluaron, además, en el contexto climático en el que se desarrollan considerando las variables de temperatura y precipitación.

Por lo tanto, este capítulo parte de la descripción de los materiales y métodos específicos necesarios para dar cumplimiento al objetivo. Los resultados del procesamiento de los datos fueron organizados en cuatro secciones. La primera sección, consiste en un análisis descriptivo de la distribución espacial actual (año 2020) de los glaciares considerando la latitud, la altitud y algunas características como el área y la orientación. La segunda sección, se focaliza en la identificación de patrones espaciales subyacentes (que no responden a delimitaciones establecidas a priori) en cuanto a la superficie y valores de

NDSI mediante métodos de agregación espacial. A continuación, en la tercera sección, se incorpora la dimensión temporal en el estudio de las variaciones anuales de la superficie y los valores medios de NDSI del hielo descubierto de los glaciares entre 1986 y 2020 y el área con hielo cubierto cada 5 años, así como los cambios en el espesor de los cuerpos de hielo entre los años 2000 y 2020. En la sección siguiente se compara la evolución del área con hielo descubierto, NDSI, precipitación y temperatura. Finalmente, en la última sección se realiza un análisis integrado de las variaciones espaciotemporales a partir del NDSI en el período 1986-2020.

Los resultados presentados en este capítulo constituyen junto con los del anterior la base del análisis comparativo en las variaciones espaciotemporales de vegas y glaciares que se realiza en el último apartado.

6.2. Materiales y métodos

En esta sección se detallan los datos y pasos seguidos para cumplir con el objetivo propuesto. Los datos para elaborar el mapa y describir la situación actual de los cuerpos de hielo descubierto (2020) se obtuvieron de imágenes satelitales Sentinel 2 (ver capítulo 3, sección 3.2.1), la parte de hielo cubierto se derivó del mapa del ING. En el análisis de las fluctuaciones anuales del hielo descubierto (1986-2020) se emplearon imágenes Landsat (5, 7, 8) (ver capítulo 3, sección 3.2.1) y para temperatura y precipitación el producto TerraClimate (ver capítulo 3, sección 3.2.2). Los valores de elevación fueron derivados del modelo MDE-Ar (ver capítulo 3, sección 3.2.3).

El índice NDSI constituye la base sobre la que se realizó el mapa actual y se analizaron las fluctuaciones anuales de hielo descubierto. Como resultado de la aplicación

del índice se obtuvo una nueva capa ráster con valores que pueden fluctuar entre 1 y -1. Luego, para separar la superficie con hielo de otras coberturas se empleó un umbral $> 0,4$ por encima del cual la cobertura de suelo fue considerada como hielo. El umbral seleccionado ha sido probado y empleado en trabajos realizados en la identificación de hielo/nieve (Bolch & Loibl, 2017; König et al., 2001; Paul et al., 2013).

6.2.1. Mapa y caracterización de glaciares (año 2020)

El mapa actualizado de glaciares se elaboró con el objetivo de determinar su ubicación, extensión, distribución latitudinal y altitudinal, orientación. Como se mencionó previamente los glaciares de la región pueden estar compuestos por un sector de hielo descubierto y otro de hielo cubierto. Este hecho tiene consecuencias desde el punto de vista metodológico puesto que el hielo descubierto puede ser identificado por métodos de extracción automática como mediante el uso del NDSI. Por el contrario, el hielo cubierto tiene una reflectancia similar a la del medio circundante por lo que no es posible emplear métodos automáticos en su identificación. En consecuencia, se utilizaron métodos distintos en la actualización de estas categorías.

Es importante recordar que la Argentina cuenta desde el año 2018 con un inventario de glaciares que se realizó en base a imágenes satelitales ópticas combinando métodos de extracción automática e interpretación visual. Las fechas de las imágenes de base de este inventario para la región se extienden desde el año 2007 al 2011, aunque la mayoría (60%) corresponde al año 2010. Este inventario incluye diferentes masas de hielo, en donde cada polígono fue categorizado en la base de datos como hielo descubierto, hielo cubierto, manchones de nieve perennes o glaciaretos, glaciares de escombros activos e inactivos y

una clase mixta especial denominada glaciar cubierto con glaciar de escombros (Zalazar et al., 2020).

En este trabajo se plantea la necesidad de actualizar los datos de las categorías de hielo descubierto y cubierto y manchones de nieve presentados en el ING debido a dos razones fundamentales. En primer lugar, el acelerado retroceso de estas masas de hielo en los últimos años (particularmente en los sectores de hielo descubierto) y el tiempo transcurrido entre la fecha de las imágenes de base el ING y la actualidad. En segundo lugar, para que el rango temporal de análisis sea comparable con el de vegas altoandinas. En esta tesis las categorías de hielo descubierto y manchones de nieve perennes han sido consideradas como una misma clase puesto que espectralmente son similares y no es posible diferenciarlas automáticamente mediante el uso del NDSI.

Tanto en el estudio de la situación actual como en el de las fluctuaciones del hielo descubierto se trabajó con imágenes adquiridas durante el verano, que es la estación seca en la región, para evitar la inclusión de nieve estacional. Sin embargo, el área identificada como hielo descubierto anualmente, aun durante el verano, suele verse afectada por la presencia de nieve estacional, que puede persistir desde el invierno o incluso puede provenir de nevadas caídas en el verano. Para minimizar la influencia de la nieve estacional en el mapa final se analizó la variación media del NDSI durante el verano, como indicador de la presencia de nieve, con imágenes MODIS en un período de 5 años (2016-2020). A partir de este análisis se constató que el verano del año 2020 fue el que registró los valores medios más bajos de NDSI para toda la región. Por lo tanto, se trabajó con todas las imágenes del satélite Sentinel 2 disponibles para el verano del 2020 (506 escenas) para evitar incluir nieve estacional en los resultados (Anexo 5 a).

Como punto de partida, en la identificación de hielo descubierto, se creó una colección de imágenes Sentinel 2 en GEE (ver capítulo 3, sección 3.3.1) y luego se obtuvo una nueva imagen con el valor medio de la reflectancia de cada uno de los píxeles. A continuación, se calculó el NDSI y se aplicó un umbral $>0,4$ para separar el hielo descubierto (valores por encima del umbral) de otras coberturas. De este modo, se obtuvo una única imagen representativa de las condiciones medias del verano del año 2020. El NDSI presenta el inconveniente de que sectores con agua y sombra pueden ser confundidos con hielo. Por lo tanto, se utilizó, como paso previo al cálculo del NDSI, una máscara para excluir del análisis los cuerpos de agua y sombras. En el caso de las sombras se elaboró una máscara sobre la base del mapa de glaciares del ING. Esta consistió en enmascarar todos los sectores que no fueron incluidos como hielo descubierto en el ING, asumiendo un retroceso del área cubierta con hielo. Este resultado fue unido al de la máscara de agua (obtenida previamente en el capítulo 5, sección 5.2.1) para generar una única capa (Figura 34 a). La incertidumbre del mapa de hielo descubierto obtenido fue analizada de acuerdo a los cambios observados en la delimitación del área con hielo descubierto al variar el umbral del NDSI en $\pm 0,02\%$ (Dangles et al., 2017).

La capa ráster obtenida en el paso anterior fue convertida de ráster a vector en QGIS con la herramienta de Grass r.to.vect, que permite redondear las esquinas de los píxeles. En el posprocesamiento se utilizó el mismo método que en el caso de las vegas altoandinas. Los píxeles contiguos fueron unidos mediante una serie de geoprocementos y los polígonos aislados menores a $0,01 \text{ km}^2$ fueron eliminados siguiendo los lineamientos del ING (IANIGLA-CONICET, 2010). En este trabajo cada uno de los polígonos identificados, por el método descrito previamente, es considerado como una unidad.

También se actualizó el área con hielo cubierto de los glaciares, asumiendo que las mayores transformaciones se producen en la zona de contacto con el hielo descubierto. Por lo tanto, como base para su delimitación, se tomó el mapa de glaciares realizado por el ING. A partir de esta información se generó una nueva capa uniando los polígonos de las categorías de hielo cubierto y descubierto identificadas en el mencionado trabajo. Al mapa resultante se restó la superficie con hielo descubierto identificada en el año 2020 para obtener la superficie de hielo cubierto (Figura 34 b). A continuación, se generó un nuevo mapa uniando las categorías de hielo descubierto (identificado automáticamente) y el hielo cubierto obtenido en el paso anterior. Luego, se calculó el área para cada uno de los polígonos y se obtuvo el valor promedio de NDSI de cada uno de los cuerpos de hielo descubierto.

Los datos de área de los glaciares y valores medios de NDSI del hielo descubierto fueron analizados estadísticamente a partir de unidades espaciales preestablecidas como cuencas, sectores y bandas altitudinales. Luego, se caracterizaron los glaciares de acuerdo a la altura máxima, mínima y media y la orientación tomando como base el modelo MDE-Ar (ver capítulo 3, sección 3.2.3) y utilizando la herramienta estadística de zona disponible en QGIS (Figura 34 b).

6.2.2. Identificación de patrones estadísticamente significativos en la distribución espacial de los glaciares

Con el objetivo de identificar patrones estadísticamente significativos en la distribución espacial de los valores de área de los glaciares y NDSI del sector de hielo descubierto se utilizó el método de agregación espacial Getis-Ord G_i^* (ver capítulo 3,

sección 3.3.4). Los valores de área y de NDSI fueron obtenidos del mapa realizado en el paso anterior. Es importante recordar que los valores de NDSI solo se analizan en el caso de hielo descubierto porque el hielo cubierto no es sensible a este método. Ambos valores fueron agregados en celdas de 5000 m, en el caso del área a partir de la suma y en el del NDSI de la media. Luego, de acuerdo a esta grilla con valores agregados se identificaron sectores estadísticamente significativos, tanto por presentar valores altos (puntos calientes) como bajos (puntos fríos) (Figura 34 c).

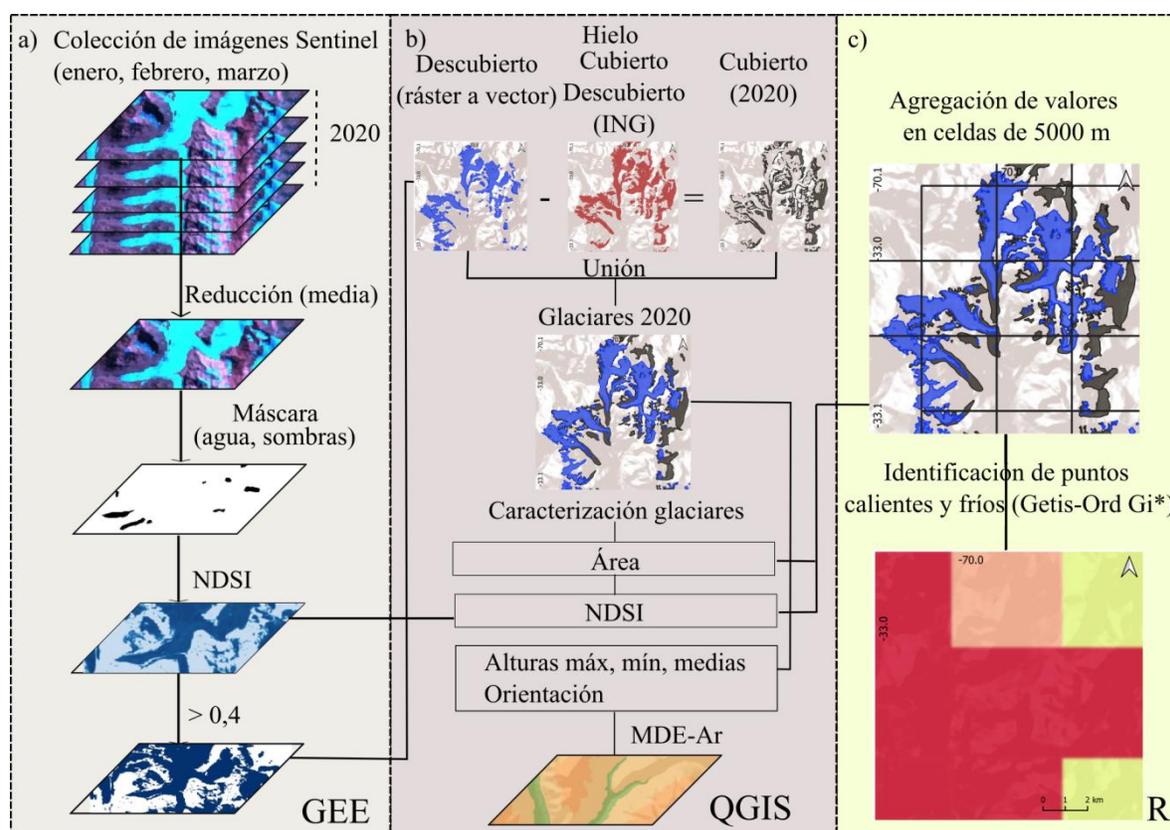


Figura 34. Flujo metodológico seguido en la elaboración del mapa actual (2020) y en la caracterización de los glaciares a partir de imágenes Sentinel 2 en los Andes Centrales. a) Obtención del área cubierta con hielo descubierto en GEE. b) Delimitación del hielo cubierto, mapa de glaciares y caracterización de los cuerpos de hielo en QGIS. c) Identificación de sectores estadísticamente significativos (puntos calientes y fríos) en R.

6.2.3. Fluctuaciones recientes en el área, NDSI (1986-2020) y espesor (2000-2020) de los glaciares

En la descripción de las fluctuaciones interanuales se consideró las variaciones del área y valores medios del NDSI del hielo descubierto entre 1986 y 2020 y el cambio de espesor del hielo de los glaciares entre los años 2000-2020. En el caso de los sectores cubiertos por detritos los cambios fueron analizados cada cinco años entre 1986 y 2020.

Las variaciones interanuales del hielo descubierto de los glaciares se obtuvieron de escenas provenientes de los satélites Landsat 5, 7 y 8 en la plataforma GEE (ver capítulo 3, sección 3.3.1). En este procesamiento se utilizó el producto Collection 1 Tier 1 8-Day NDSI Composite de Landsat 5,7 y 8 que se obtiene aplicando el NDSI a las escenas ortorrectificadas Tier 1 con corrección al tope de la atmósfera (Chander et al., 2009).

Como primer paso se creó una colección en GEE de 1646 imágenes del verano entre 1986 y 2020 (ver Anexo 2) a partir de la cual se obtuvo una nueva capa ráster para cada uno de los años con los valores medios de NDSI de cada uno de los píxeles mediante una reducción (Figura 35 a). Como en el caso anterior fue necesario enmascarar los cuerpos de agua y las sombras que pudieran ser confundidos con hielo descubierto. Por este motivo se modificó la máscara de sombras, realizada en el punto anterior, con el propósito de considerar la disminución del área que pudo haber ocurrido entre el inicio del periodo de análisis y la fecha de la imagen con la que se realizó el ING. Los sectores con hielo que no estaban incluidos en el ING, por haber desaparecido, pero que si eran visibles al comienzo del período fueron digitalizados manualmente en base a una imagen satelital del 6 de marzo del año 1986. De este modo, todas las zonas fuera del área con glaciares, al comienzo del período, fueron excluidas del análisis (Figura 35 a). Luego, se aplicó el umbral $>0,4$ para

separar el hielo de otras coberturas de suelo y se calculó el área para cada uno de los años, multiplicando la cantidad de píxeles con un valor mayor a 0,4 por el tamaño de la celda de las imágenes Landsat (30 x 30m) (Figura 35 a).

Para poder comparar la evolución del NDSI se mantuvo el área del hielo descubierto de los glaciares constante. Para ello, se obtuvo el valor medio del NDSI para cada uno de los píxeles entre 1986 y 2020 y se generó una nueva imagen a la que se aplicó la máscara de agua y sombras. Luego, se utilizó el umbral $>0,4$ para delimitar la superficie promedio con hielo entre 1986-2020. Tomando como base el mapa obtenido en el paso anterior se calculó el valor medio del NDSI interanualmente para cada uno de los cuerpos de hielo descubierto (Figura 35 b).

También fue considerada la variación del área cubierta con detritos de los glaciares. En este caso, los cambios se analizaron cada 5 años de manera similar al procedimiento descrito en Figura 35 b, para los períodos 1986-1990, 1991-1995, 1996-2000, 2001-2005, 2006-2010, 2011-2014 y 2016-2020. El resultado de cada una de las capas obtenidas fue restado al mapa de glaciares con hielo cubierto del ING como se describe en la Figura 34 b.

Para obtener la superficie con hielo descubierto desaparecida en el período 1986-2020 se hizo una diferencia entre el área inicial (1986-1989) y el área final (2016-2020). Al resultado obtenido se le restó las áreas transformadas en hielo cubierto.

Los análisis relativos a las fluctuaciones del área de los glaciares fueron complementados con datos provenientes de un trabajo que muestra el cambio de espesor del hielo glaciar entre los años 2000 y 2020 y desagregado cada 5 años. Estos datos fueron obtenidos a partir de la resta de MDE generados con estéreo pares del satélite Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) (Hugonnet et al., 2021). Para obtener las variaciones de espesor se utilizó la herramienta estadística de zona disponible en QGIS, para extraer los cambios en cada uno de los glaciares generados en el punto anterior para los períodos 2001-2005, 2006-2010, 2011-2015 y 2016-2020.

En el análisis de tendencias del sector con hielo descubierto de los glaciares y los valores de NDSI se aplicaron, correlaciones, regresiones lineales simples y medias móviles. Los cambios en el área y espesor de los glaciares fueron procesados estadísticamente por cuencas y en el caso específico del hielo descubierto (superficie y NDSI) por banda altitudinal, por tamaño y orientación.

Las fluctuaciones anuales de área y NDSI de los sectores con hielo descubierto fueron analizadas comparativamente mediante correlaciones y regresiones lineales múltiples con los datos de temperatura y precipitación, provenientes de TerraClimate y que fueron procesados en el capítulo 4, (ver capítulo 3, sección 3.3.5).

6.2.4. Variaciones espaciotemporales de los valores de NDSI de los glaciares entre 1986 y 2020

Las variaciones interanuales (1986 y 2020) de los valores de NDSI de cada uno de los píxeles se obtuvieron en GEE (ver capítulo 3, sección 3.3.1). En este caso se consideró solo el sector descubierto de los glaciares puesto que, como se explicó previamente, el hielo cubierto no es posible extraerlo automáticamente utilizando este método. Para ello, se utilizó nuevamente la colección de imágenes del verano “Collection 1 Tier 1 8-Day NDSI Composite” a partir de la cual, mediante un proceso de reducción, se generó una nueva imagen para cada uno de los años con los valores medios de NDSI. Luego se aplicaron regresiones lineales a cada uno de los píxeles y como resultado de este procesamiento se elaboró una nueva capa ráster en donde cada celda adopta un nuevo valor que describe el cambio en los valores de NDSI en base interanual. Este cálculo se efectuó considerando el área media con hielo descubierto al inicio del período analizado (1986-1989), puesto que se trata del momento con mayor cobertura en todo el período (Figura 35 c).

El análisis de la evolución de cada uno de los píxeles ofrece una primera aproximación al componente espacial. Sin embargo, este nivel de detalle no permite constatar la presencia de patrones espaciales a nivel regional. Por esta razón los valores promediados de tendencia del NDSI fueron agregados en una grilla con celdas de 5000 m. Luego, se utilizó nuevamente el método de regionalización Getis-Ord G_i^* (ver capítulo 3, sección 3.3.4) a partir del cual se pudo diferenciar sectores estadísticamente significativos de valores altos y bajos a nivel regional (Figura 35 c).

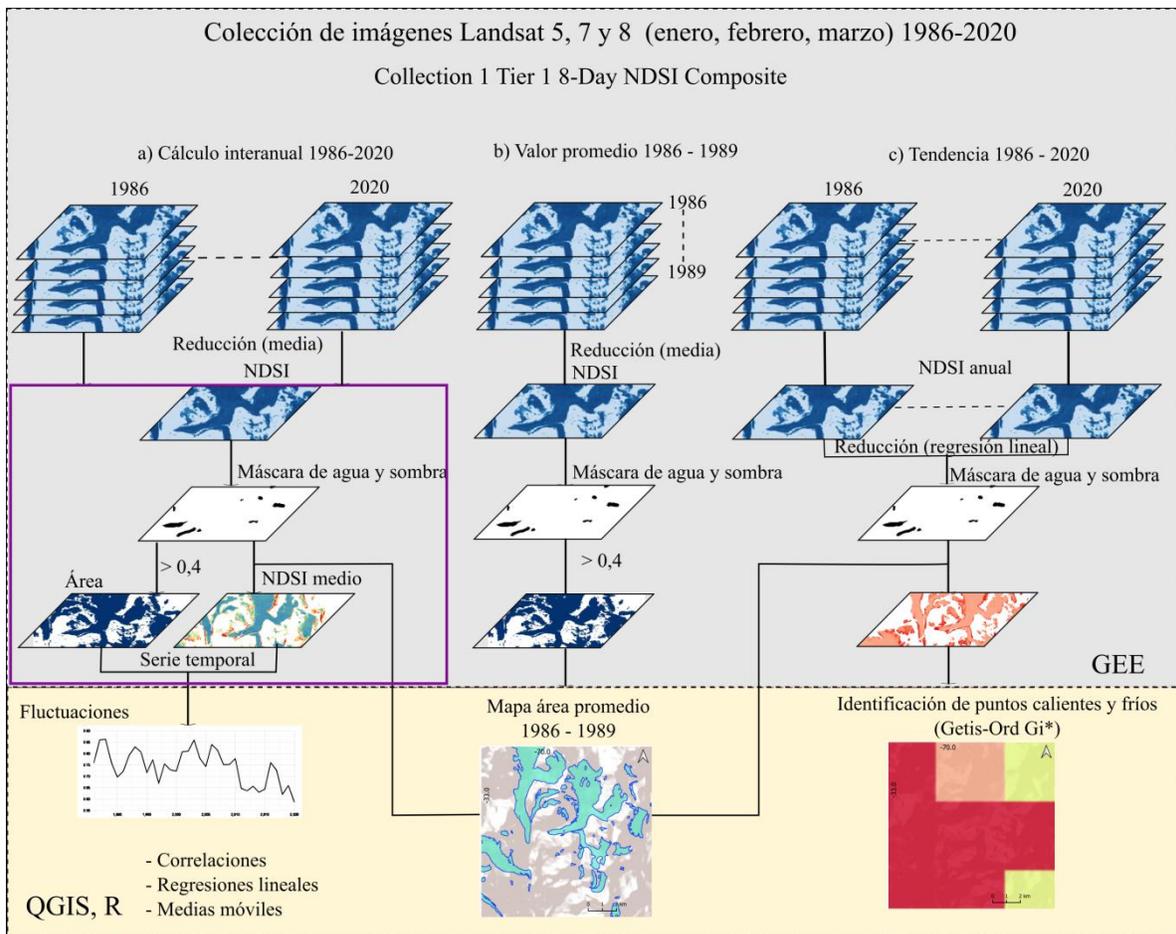


Figura 35. Flujo metodológico en el análisis de fluctuaciones (1986-2020) del hielo descubierto en los Andes Centrales.

a) Evolución interanual del área y el NDSI, b) área media 1986-1989 y c) análisis de tendencias por píxel. Datos obtenidos a partir del procesamiento de imágenes Landsat (5, 7 y 8).

6.3. Extensión actual y principales características de los glaciares

Como resultado de la actualización del área cubierta por glaciares al año 2020 se obtuvo una superficie de 1260 km², de la cual 550 km² corresponde a hielo descubierto y 710 km² a hielo cubierto. Esta superficie representa alrededor del 3% de la alta montaña de los Andes Centrales, según la delimitación realizada en este trabajo, y un 1,4% si se considera solamente el hielo descubierto (Figura 36 a). La utilización de diferentes umbrales, en la determinación de la superficie con hielo descubierto, indica un incremento de 12 km² y una disminución de 11 km² al disminuir y aumentar el umbral de referencia (>0,4) en 0,02.

Latitudinalmente, la mayor concentración de glaciares y de superficie cubierta se encuentra alrededor de los 33°S en donde se localiza más del 30% de los cuerpos de hielo y de la superficie de toda la región (Figura 36 a y b).

Las cuencas del norte son las que poseen la mayor superficie cubierta con glaciares, equivalente al 85% de la región. Entre estas, se destaca la cuenca del río Mendoza, que concentra el 38% y es la que posee, además, el mayor porcentaje de su extensión cubierta con glaciares (9 %). En contraposición, las cuencas del sector sur, poseen solamente el 15% del área con glaciares del área de estudio. En este sector, las cuencas del Colorado y del Malargüe son las que tienen el menor porcentaje de su superficie con un 0,5% y 0,6% respectivamente. La cuenca del Malargüe prácticamente no tiene cuerpos de hielo descubierto.

Los glaciares de la región se distribuyen desde aproximadamente los 2700 msnm en el sur hasta los 6900 msnm en el norte. (Anexo 5 b). Dentro de este rango altitudinal la cuenca del río San Juan es la que registra las alturas medias más elevadas (5000 msnm) y la del Malargüe y Colorado las más bajas (3500 msnm) (Anexo 5 b). Por otro lado, la mayor concentración de superficie, tanto de los Andes Centrales como del sector norte, se ubica entre los 4000 y 5000 msnm. Sin embargo, en el sur, la franja más importante es la que se encuentra entre los 3500 y 4500 msnm (Figura 36 c y Anexo 5 c).

Los glaciares con superficies menores a 1 km² son los más numerosos puesto que representan cerca del 80% del total, pero cubren apenas el 20% de la superficie de la región. Por el contrario, en los cuerpos de hielo con una superficie mayor a 1 km² la relación se invierte, debido a que reúnen el 80% de la superficie, pero concentran el 20% de los cuerpos de hielo (Anexo 5 d). La mayor parte del área cubierta por glaciares tiene una orientación sureste, sur y este en coincidencia con el sentido de drenaje predominante y la ladera con menor insolación en el hemisferio sur debido a la sombra topográfica. Esta condición permite que la altura promedio que alcanzan los cuerpos de hielo orientados hacia el sur se extienda hacia cotas más bajas, mientras que los que fluyen hacia el norte tienen las alturas medias más elevadas (Anexo 5 e).

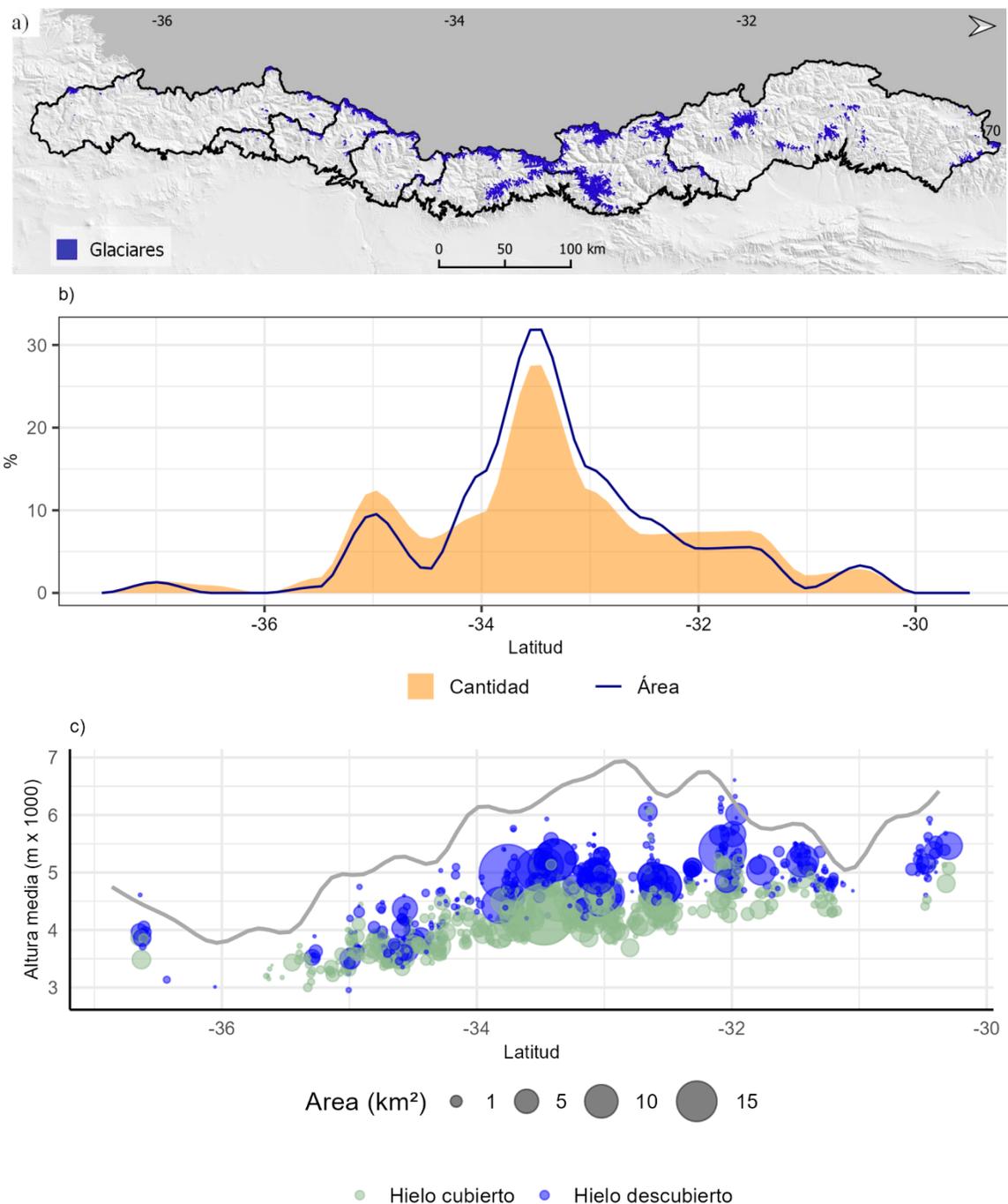


Figura 36. Distribución de los glaciares en el área de estudio en el año 2020. a) Mapa con la distribución espacial de glaciares en la alta montaña de los Andes Centrales. b) Variación de la cantidad de glaciares y superficie según la latitud. c) Distribución latitudinal y latitudinal de los glaciares clasificados según hielo cubierto y descubierto. La línea de color gris indica la altura media de la cordillera en límite con Chile en los Andes Centrales obtenida a partir de datos del MDE SRTM v.4. Los datos de hielo descubierto fueron obtenidos del procesamiento de imágenes Sentinel 2 y los de hielo cubierto a partir de datos del ING (IANIGLA-Inventario Nacional de Glaciares, 2018).

6.4. Identificación de patrones espaciales estadísticamente significativos en la distribución actual de los glaciares y el NDSI del hielo descubierto

El resultado obtenido, al analizar la distribución espacial de los valores de área de los glaciares, mediante métodos de agregación espacial, muestra sitios dispersos en el sector norte con superficies cubiertas por glaciares estadísticamente significativas y que coinciden aproximadamente con los picos más altos de la región (Figura 37 a y b). Los valores significativamente altos de NDSI sugieren un patrón similar al del área cubierta, pero se concentran mayormente en los sectores más elevados de la cuenca del río San Juan (Figura 38 a y b).

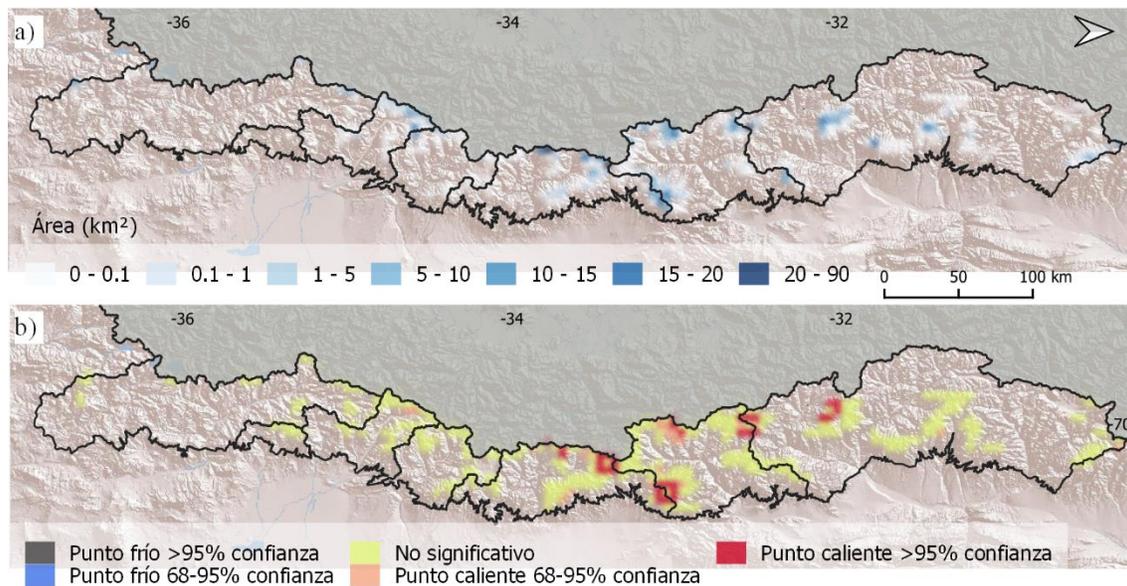


Figura 37. Distribución espacial de los valores de área de los glaciares en el año 2020. a) Valores agregados en celdas de 5000 m y categorizados según el área. b) Valores de superficie clasificados de acuerdo al nivel de significancia con el método Getis-Ord G_i^* . Las tonalidades rojas indican sectores en donde el área cubierta por glaciares es significativamente alta. Datos obtenidos a partir del procesamiento de imágenes Sentinel 2.

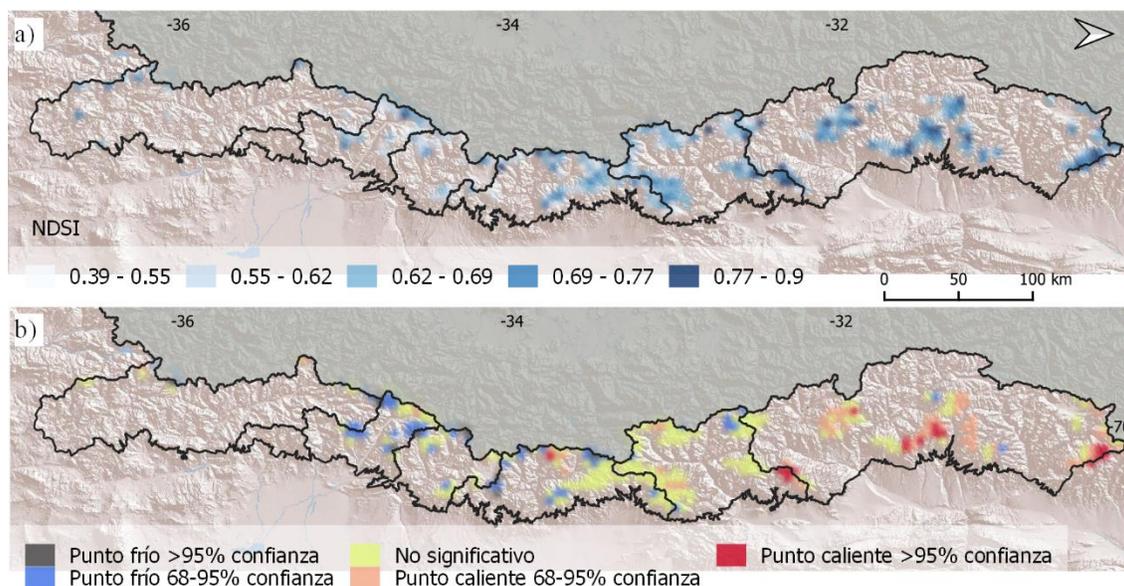


Figura 38. Distribución espacial de los valores de NDSI en el año 2020.

a) Valores medios agregados en celdas de 5000 m y categorizados según el valor medio de NDSI. b) Valores clasificados de acuerdo al nivel de significancia con el método Getis-Ord G_i^* . Las tonalidades rojas y azules indican valores significativamente más altos y bajos respectivamente. Datos obtenidos a partir del procesamiento de imágenes Sentinel 2.

6.5. Fluctuaciones de los glaciares en las últimas décadas (1986-2020)

El análisis interanual de la superficie de hielo descubierta de los glaciares entre 1986 y 2020 indica una tendencia significativa a la disminución los valores del NDSI ($p = 0,0003$) y en el área ($p = 0,0006$) (Figura 39) (Anexo 5 f). Igual tendencia, hacia la pérdida de hielo, se observa en el análisis del cambio de espesor de los cuerpos de hielo, pero en este caso entre los años 2000-2020 ($0,13 \text{ m a}^{-1}$) (Figura 39).

Cabe aclarar que, en algunos años la nieve que no alcanza a derretirse totalmente durante el período de ablación puede agregar superficie al área identificada como glaciar, lo cual no quiere decir que el glaciar haya crecido. Si esta situación se repite durante varios años consecutivos puede conducir a un verdadero crecimiento, pero si se suceden años secos esta superficie desaparece. Así, a partir entre aproximadamente los años 2000-2005 se aprecia un crecimiento en la superficie identificada con hielo en la región, pero no alcanza para que haya un incremento en el espesor, sino que por el contrario hubo una disminución (Figura 39). A partir del año 2008 la pérdida del área con hielo descubierto es evidente y es acompañada por un decrecimiento en los valores de NDSI.

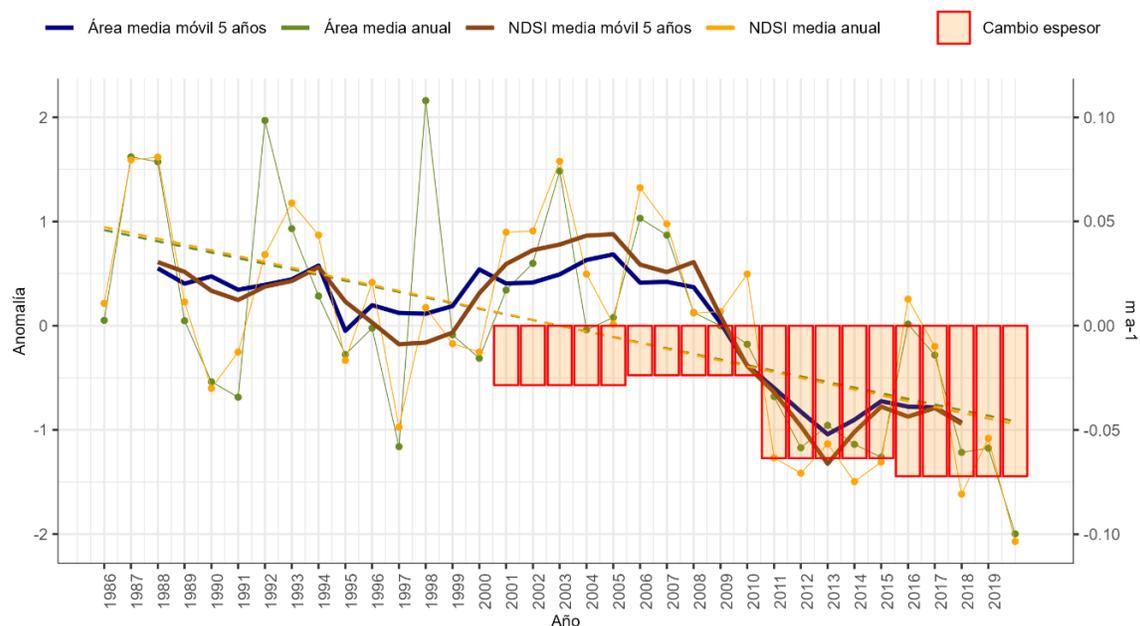


Figura 39. Variaciones en el área cubierta, valores de NDSI 1986-2020 y del espesor del hielo (2000-2020) expresadas en anomalías en los Andes Centrales

Las variaciones en el área y NDSI fueron obtenidas del procesamiento de imágenes Landsat (5, 7 y 8). La línea como puntos indica las variaciones interanualmente y la línea gruesa las medias móviles cada cinco años. Las líneas punteadas indican la tendencia anual para cada una de las representaciones. Las barras en la parte inferior muestran los cambios en el espesor de los cuerpos de hielo entre los años 2000 y 2020 generados a partir de datos de Hugonnet et al. (2021).

En total la pérdida de superficie de hielo descubierto, comparando los valores de área promediados al inicio (1986-1989) y al final (2016-2020) del período considerado, fue cercana al 36% (554 km²) y el cambio en espesor entre el 2000-2020 fue de 0,13 m a⁻¹ (2,6 m en todo el período). Sin embargo, estos valores no se reparten por igual en toda la región, las cuencas ubicadas en el sur son las que más área con hielo descubierto perdieron, en todos los casos por encima de la media regional. El caso más extremo es la cuenca del río Malargüe que perdió prácticamente toda la superficie de hielo descubierto (88%), aunque partiendo de un área inicial y cuerpos de hielo muy pequeños, seguida por la del Colorado con el 63%. Por el contrario, la cuenca que menos disminuyó la superficie fue la del Tunuyán con un 25% (Anexo 5 g).

El análisis de los cambios de espesor de los cuerpos de hielo (2000-2020) confirma esta diferencia entre el sector norte y sur, que perdieron 0,12 m a⁻¹ y 0,15 m a⁻¹ respectivamente. Las cuencas del norte (excepto la del río San Juan) experimentaron una pérdida de hielo menor que las del sur. En los extremos se ubican las cuencas del río Mendoza y la del río Atuel con las menores y mayores disminuciones -0,09 m a⁻¹ y -0,17 m a⁻¹ respectivamente (Figura 40 y Anexo 5 g).

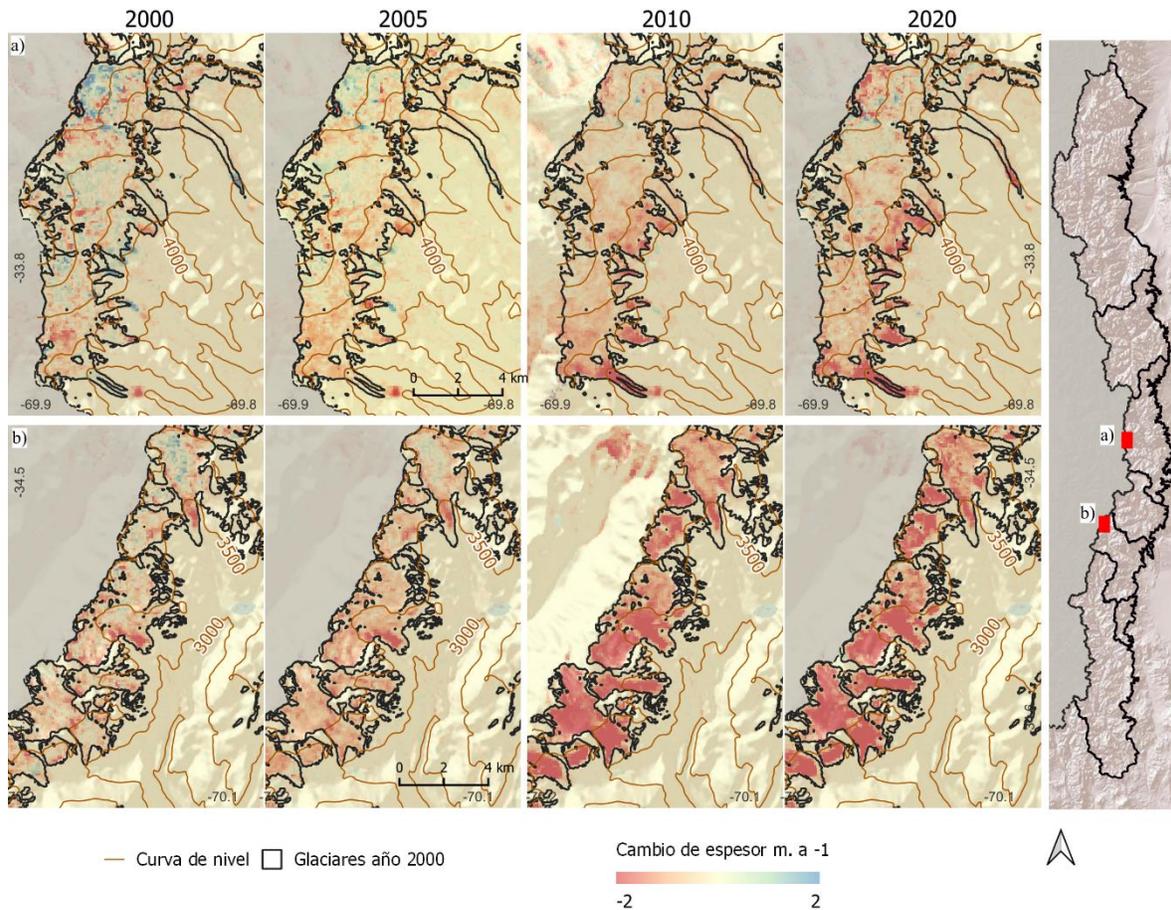


Figura 40. Cambios en el espesor de los cuerpos de hielo descubierto cada cinco años (2000-2020).

a) Glaciares seleccionados en un sector de la cuenca del río Tunuyán y b) de la cuenca del río Colorado. Datos de Hugonnet et al. (2021).

Sin embargo, un porcentaje del hielo descubierto no se perdió totalmente, sino que alrededor de un 35% de esa superficie (150 km²) se cubrió con detritos por lo que, si se toma en cuenta esta transformación, que ocurrió especialmente en las cuencas de los ríos Mendoza y Tunuyán, la disminución del área a nivel regional fue del 20% (Figura 41 a y b). En consecuencia, no solo se observa una disminución en el área total sino un cambio en la proporción del hielo descubierto y cubierto que pasó de ser aproximadamente 70%-30% al comienzo del período de análisis a 54%-46% al final (Figura 41 b).

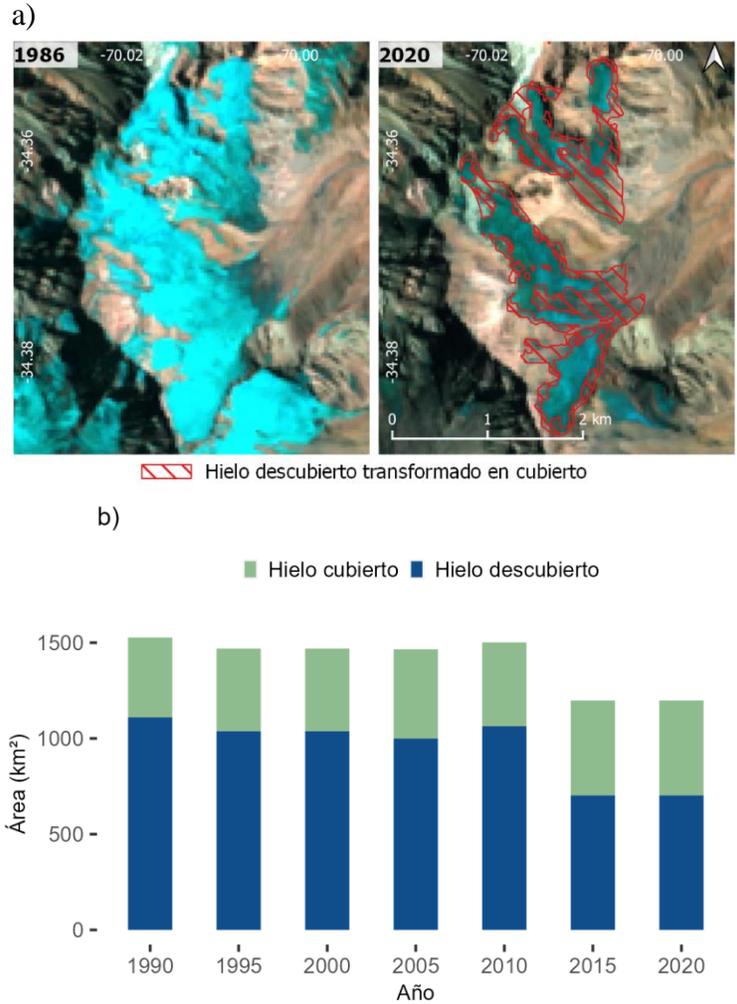


Figura 41. Hielo descubierto transformado en hielo cubierto en los Andes Centrales (1986-2020).

a) Comparación de las superficies en los años 1986 y 2020, a modo de ejemplo, en un sector de la cuenca del río Diamante. En el fondo imágenes Landsat 5 y 8 respectivamente.
 b) Cambios en el área cubierta por glaciares, valores medios cada 5 años y diferenciados según hielo cubierto y descubierto. Los datos de hielo descubierto fueron obtenidos del procesamiento de imágenes Landsat (5, 7 y 8) y los de hielo cubierto a partir del ING (IANIGLA-Inventario Nacional de Glaciares, 2018).

Por otro lado, al evaluar los cambios en el área con hielo descubierto considerando la altura se observa que en términos absolutos la franja ubicada entre los 4000-5000 msnm fue la que más hielo perdió seguida por la de 3000-4000 msnm, en ambas bandas altitudinales la pérdida fue del 300 km² y 194 km² respectivamente (Anexo 5 i). Sin

embargo, porcentualmente la pérdida más importante se produjo entre los 2000 y 3000 msnm con un -91%, alturas predominantemente ubicadas en el sur, seguida por la franja de 3000 a 4000 msnm. Por lo tanto, las pérdidas relativas son más importantes a medida que se desciende en altura (Anexo 5 i).

Los grandes complejos con glaciares (> de 10 km²), al inicio del período, ubicados en general por encima del 4500 msnm y en el norte, son los que han sido menos afectados por el retroceso si expresamos los datos en porcentajes (~10%). No obstante, en el sur algunos glaciares con superficies similares en 1986, pero localizados a menor altura, en la cuenca del Colorado disminuyeron el área en hasta un 40%. La misma diferencia se observa al analizar el cambio de espesor de los glaciares ubicados en las cuencas del norte y del sur. Por lo que es posible concluir que la disminución del área en los complejos glaciarios más importantes, de acuerdo a la superficie al inicio del período de análisis, se incrementa hacia el sur (Anexo 5 j).

Los cuerpos de hielo orientados hacia el norte son los que presentan mayores pérdidas relativas debido a que están más expuestos a la radiación en el hemisferio sur, por el contrario, las superficies orientadas hacia el sur son las que menos disminuyeron la superficie (Anexo 5 k).

Otro aspecto interesante a analizar es la evolución de los cuerpos de hielo más pequeños al inicio del período, es decir aquellos con una superficie máxima de 0,04 km² y media de 0,01 km². Este grupo conformado por unos 5300 cuerpos de hielo (50,73 km²) presente en las imágenes satelitales de 1986 no se observaba en las escenas correspondientes al año 2020. Sin embargo, aproximadamente un 66% de esos manchones,

tienen un comportamiento variable puesto que desaparecerían en períodos secos y volverían a aparecer en períodos húmedos (Figura 42).

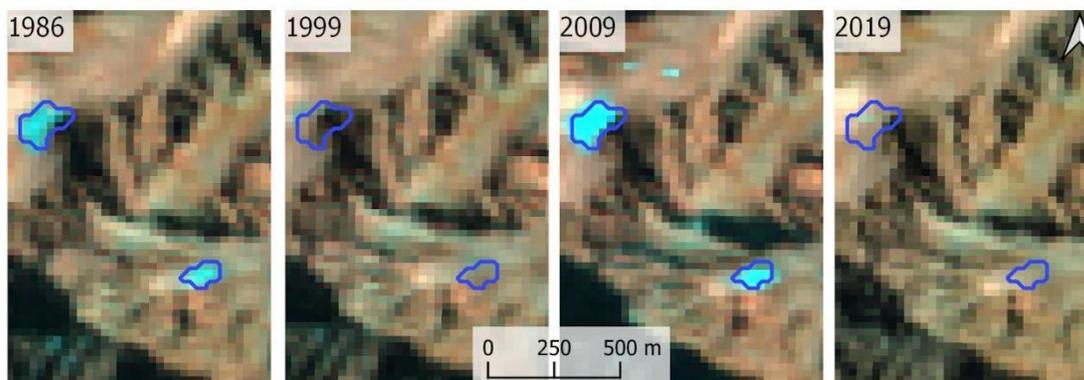


Figura 42. Ejemplo de manchones de nieve visibles o no en el campo de acuerdo al año analizado en la cuenca del río Mendoza (32,9°S y 69,97°O). Datos obtenidos de imágenes Landsat (5 y 8).

Alrededor del año 2010 es cuando se registra la caída más pronunciada en la superficie de hielo descubierto de los glaciares que desaparecieron al comparar la superficie ente los años 1986 y 2020 (Anexo 5 l).

6.6. Relación en la evolución del área con hielo descubierto, NDSI, precipitaciones y temperaturas

El área media con hielo descubierto y los valores promedio de NDSI siguen en general una tendencia negativa similar a la de las precipitaciones entre 1986 y 2020. De hecho, se observa una alta correlación significativa entre la evolución de las precipitaciones y el área con hielo descubierto ($r= 0,77$) y el NDSI ($r= 0,67$) (Anexo 5 m). En el caso de la temperatura esta relación con la evolución de los valores del área y del NDSI no resulta significativa (Anexo 5 m). De este modo, las variaciones interanuales en la superficie con hielo descubierto y el NDSI están mayormente relacionadas con la cantidad de

precipitaciones (nieve) caída previamente durante el invierno. En algunos años la cobertura de nieve puede persistir durante o en parte del verano como por ejemplo entre los años 1999 y 2007, periodo en el cual el área cubierta con glaciares describe una tendencia hacia el aumento al igual que las precipitaciones. A partir del año 2008 las precipitaciones comienzan a disminuir y en consecuencia el área cubierta con glaciares, hecho que se pone en evidencia en el verano del 2009. Esta tendencia se intensifica a partir del año 2010 pero los glaciares continúan perdiendo área a un ritmo mayor que la disminución en las precipitaciones, al mismo tiempo que se aprecia un crecimiento sostenido en las temperaturas medias. En el período anterior a 1997 las condiciones en cuanto a las precipitaciones eran levemente superiores a las registradas a partir del año 2010. Sin embargo, las temperaturas eran notablemente inferiores, por lo que la situación a partir del 2010 se explicaría por una combinación de disminución de precipitaciones y aumento de temperaturas (Figura 43).

Las variaciones en la precipitación anual y la temperatura media anual explican en un 62% de las fluctuaciones en la superficie cubierta por hielo descubierto y el 49% en los valores medios anuales del NDSI, siendo las precipitaciones la variable más importante entre 1986 y 2020 (Anexo 5 n).

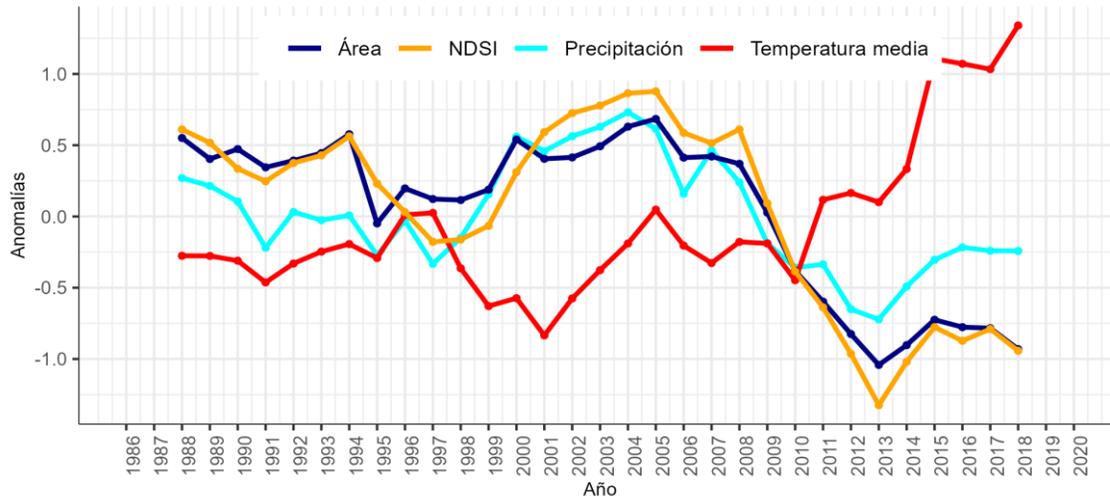


Figura 43. Variación anual de la superficie con hielo descubierto, NDSI, temperatura media y precipitación expresada como anomalías entre 1986 y 2020 para toda el área de estudio.

Las series temporales están representadas mediante medias móviles cada cinco años. Los datos de superficie (km²) y de NDSI fueron obtenidos de imágenes Landsat 5,7 y 8 y los de temperatura (°C) y precipitación (mm) de TerraClimate.

6.7. Variaciones espaciotemporales en los valores de NDSI de los glaciares

En esta sección se analizan las variaciones temporales en su contexto espacial tomando como base los cambios en los valores de NDSI para cada uno de los píxeles entre los años 1986-2020. Un primer análisis de la variación espaciotemporal de los valores de NDSI muestra que, en la periferia de los glaciares, especialmente en el frente, es donde más ha disminuido el valor del NDSI, que coincide en muchos casos con sectores que se cubrieron por detritos. En otros casos, se trata de la desaparición completa del hielo principalmente en los cuerpos más pequeños. Por el contrario, en la zona de acumulación de los glaciares de mayor tamaño los valores se han mantenido e incluso en algunos casos incrementado levemente (Figura 44).

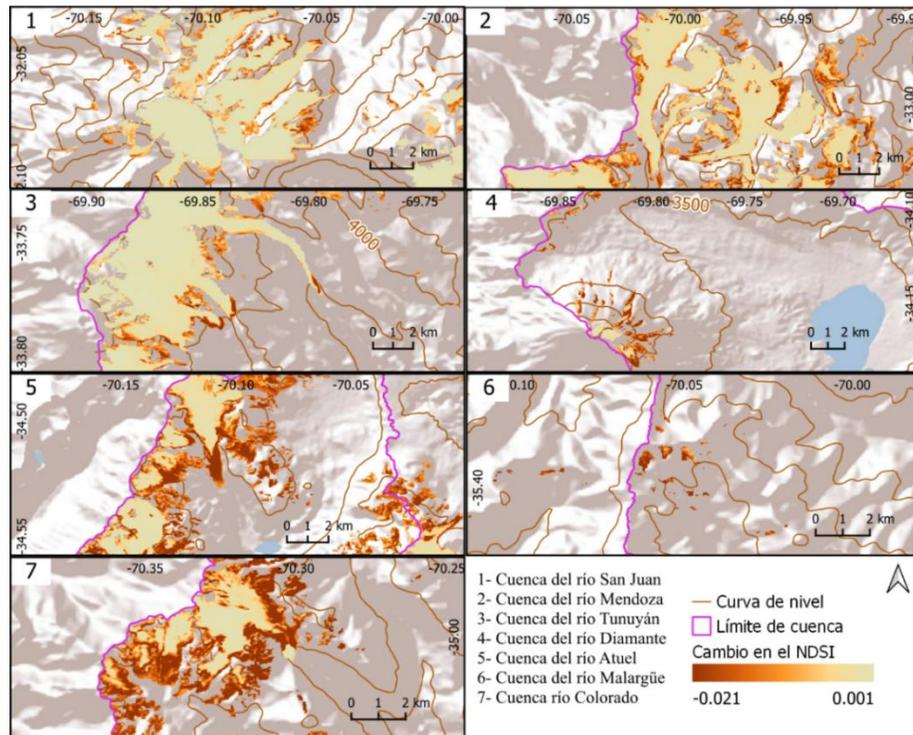


Figura 44. Tendencia en los valores de NDSI entre 1986-2020.

Regresiones lineales por píxel en los sectores con los cuerpos de hielo de mayor tamaño en cada una de las cuencas. Datos obtenidos a partir del procesamiento de imágenes Landsat (5, 7, 8).

El análisis estadístico mediante métodos de agregación espacial indica que los valores más negativos, en cuanto a la evolución del NDSI, se concentran en las cuencas de los ríos Atuel, Malargüe y el norte de la cuenca del Colorado. Por el contrario, los sectores con disminuciones menos marcadas se encuentran en la cuenca del río Mendoza, norte del Tunuyán y este de la cuenca del río San Juan (Figura 45 a y b).

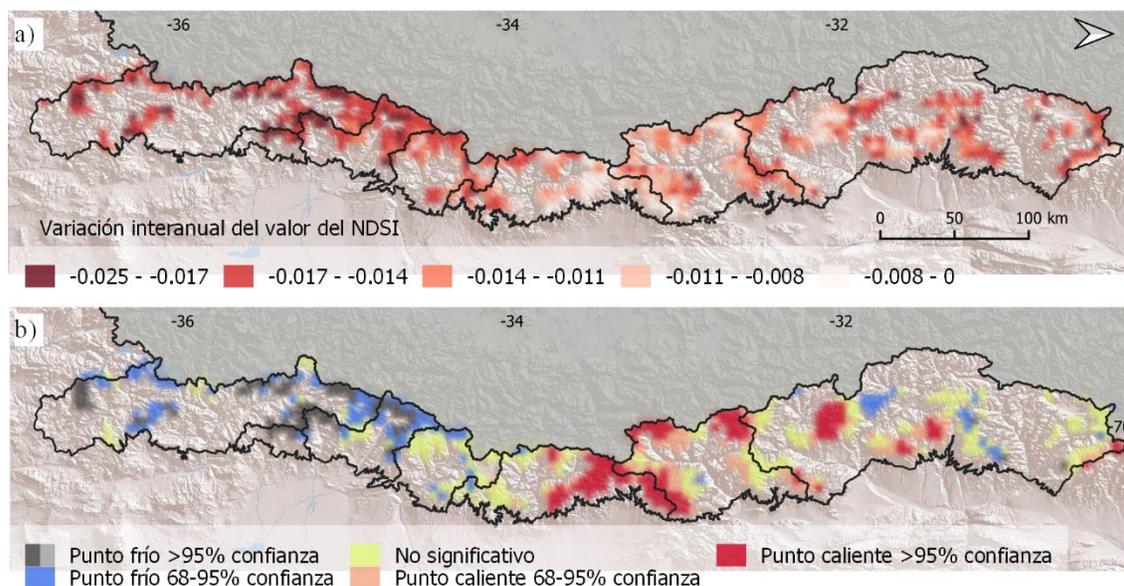


Figura 45. Evolución de los valores de NDSI analizados según regresiones lineales en el período 1986-2020

a) Valores medios agregados en celdas de 5000 m y categorizados según los valores medios de NDSI. b) Valores clasificados de acuerdo al nivel de significancia con el método Getis-Ord G_i^* . Las tonalidades rojas indican sectores en donde si bien puede existir una disminución del NDSI, esta es comparativamente menor y las azules indican valores significativamente más bajos y por lo tanto una mayor caída en los valores de NDSI. Datos obtenidos del procesamiento de imágenes Landsat (5, 7 y 8).

6.8. Conclusiones

Los glaciares de los Andes Centrales cubren aproximadamente un 3% del área identificada como alta montaña en esta tesis. Sin embargo, su distribución no es espacialmente homogénea, sino que hacia el sur, el área y la cantidad de glaciares decrece con un punto de quiebre alrededor de los 34°S , en coincidencia con una disminución en la altura de la cordillera. Las concentraciones de área más importantes y valores más altos de NDSI se localizan alrededor de los picos más elevados del sector norte mayormente en alturas superiores a los 5000 msnm.

La superficie cubierta con hielo descubierto y los valores de NDSI muestran una marcada tendencia significativa a la disminución entre 1986-2020 al tiempo que se observa un crecimiento en el porcentaje de hielo cubierto. Datos de espesor en el período 2000-2020 corroboran esta tendencia negativa en los glaciares que coincide y se explica por una menor precipitación y aumento de la temperatura. En general los glaciares más grandes y ubicados a mayor altura (> 5000 msnm) son los que menos área perdieron en términos relativos, entre 1986 y 2020. Por el contrario, los más pequeños y a menor altura (< 3000 msnm) son los que más han disminuido porcentualmente la superficie hasta prácticamente su desaparición. En total la superficie con hielo descubierto se redujo en un 36%, sin embargo, es importante destacar que un porcentaje del hielo descubierto no se perdió totalmente, sino que se cubrió por detritos. Por lo tanto, al considerar esta transformación la pérdida de hielo en la región llega al 20%.

CAPÍTULO 7

ANÁLISIS COMPARATIVO DE LA DISTRIBUCIÓN ESPACIAL ACTUAL (2020) Y EVOLUCIÓN TEMPORAL RECIENTE (1986-2020) DE VEGAS ALTOANDINAS Y EL HIELO DESCUBIERTO DE LOS GLACIARES

7. ANÁLISIS COMPARATIVO DE LA DISTRIBUCIÓN ESPACIAL ACTUAL (2020) Y EVOLUCIÓN TEMPORAL RECIENTE (1986-2020) DE VEGAS ALTOANDINAS Y EL HIELO DESCUBIERTO DE LOS GLACIARES

7.1. Introducción

Este capítulo tiene como primer objetivo analizar comparativamente la distribución espacial actual (2020) y evolución temporal reciente (1986-2020) de vegas altoandinas y el hielo descubierto de los glaciares y su relación con la temperatura y la precipitación. El segundo objetivo consiste en establecer posibles conexiones entre el crecimiento de la biomasa de las vegas, mediante el índice NDVI, y la proximidad de cuerpos de hielo descubierto.

Para desarrollar este capítulo se parte de asumir que el agua aportada por los glaciares proporciona a la hidrología de la región un adicional al de la nieve y al del agua subterránea, que tiene un efecto beneficioso en las vegas cercanas, más aún en sectores caracterizados por un acelerado retroceso de los cuerpos de hielo. Sin embargo, es de esperar que a medida que aumenta la distancia a los glaciares la influencia beneficiosa de los mismos en la biomasa de las vegas sea cada vez menor. Por otro lado, la desaparición de algunos cuerpos de hielo y en consecuencia del aporte adicional de agua tendría un impacto negativo en la evolución de los valores de NDVI.

Para alcanzar los objetivos se utilizó información generada en capítulos previos en cuanto a la distribución de las vegas y del hielo descubierto de los glaciares y sus

principales características. Sólo se analiza el sector con hielo descubierto puesto que es el que más ha disminuido su tamaño y el que más recurso hídrico aporta. Luego, se incorpora la variable distancia en el análisis para identificar aquellos sectores en los que las vegas están localizadas más próximas al hielo descubierto de los glaciares y además indagar acerca de cambios en esta relación entre los años 1986 y 2020. También se evaluó si existe alguna relación entre la distancia al hielo descubierto y las variaciones temporales en los valores del NDVI de las vegas.

En consecuencia, en este capítulo se realiza, en primer lugar, una descripción de los materiales y métodos utilizados para alcanzar los objetivos propuestos y luego se desarrollan los resultados en tres secciones. En la primera sección, se describen comparativamente los diferentes patrones de distribución espacial y evolución temporal de las vegas y el hielo descubierto de los glaciares y su relación con la temperatura y precipitación. A continuación, en la segunda, se analiza la distancia de las vegas al hielo descubierto de los glaciares en los años 1986 y 2020 y la significancia estadística de los diferentes patrones espaciales que se pueden identificar en ambos años. En la tercera sección se realiza una correlación entre los cambios en los valores de NDVI en el período comprendido entre los años 1986 y 2020 y la distancia inicial al hielo descubierto, así como la influencia de la temperatura y la precipitación en dichos cambios. Finalmente, en la tercera sección, las vegas son clasificadas de acuerdo a la distancia al hielo descubierto de los glaciares actuales o desaparecidos con el objetivo de analizar comparativamente la evolución temporal de los diferentes grupos de vegas.

7.2. Materiales y métodos

Para dar cumplimiento al primer objetivo de este capítulo se compararon inicialmente los datos de superficie y distribución altitudinal de vegas altoandinas y hielo descubierto, que fueron presentados en los capítulos 5 y 6 (Figura 25 y Figura 34). Es importante recordar que las superficies de vegas y hielo descubierto de los glaciares se obtuvieron a partir de imágenes de Sentinel 2 (ver capítulo 3, sección 3.2.1) y los datos de elevación del modelo MDE-AR (ver capítulo 3, sección 3.2.3). La información fue procesada estadísticamente y representada gráficamente con el programa R y la cartografía fue realizada con QGIS (ver capítulo 3, sección 3.3.6).

Como una aproximación de primer orden a la relación espacial entre vegas y glaciares se incluyó en el análisis la variable distancia (ver capítulo 3, sección 3.3.4). Este análisis se realizó en dos momentos, uno considerando la superficie actual del hielo descubierto (año 2020) y otro al inicio del período de análisis (1986). En ambos casos, la distancia se calculó con respecto al área media de las vegas (1986-2020), que ya había sido obtenida en el capítulo 5, ver Figura 26 b. Para lograr este objetivo se consideró la distancia euclidiana desde el centroide de cada una de las vegas hasta el centroide de cada uno de los cuerpos de hielo tanto para el 2020 como para 1986. Este procesamiento fue desarrollado con la herramienta denominada “Distancia al eje más próximo”, disponible en el programa QGIS.

Luego, con el objetivo de identificar sectores en donde las vegas se encuentran significativamente cerca y lejos de hielo descubierto se utilizó el método de agregación Getis-Ord G_i^* (ver capítulo 3, sección 3.3.4). Este procedimiento se empleó para comparar la distribución espacial de las vegas con respecto al hielo descubierto de los glaciares tanto en 1986 y como en 2020. Al igual que en los análisis previos los datos de distancia fueron promediados y agregados en celdas de 5000 m.

La variación espaciotemporal interanual de los valores de NDVI entre 1986 y 2020 se evaluó como variable dependiente de la distancia al hielo descubierto al inicio del período y de otras variables como la temperatura y la precipitación, obtenidas del producto TerraClimate. En esta tarea se tomó como base la grilla generada en el capítulo 5 a partir de la aplicación de regresiones lineales por pixel a los valores de NDVI, correspondientes al verano entre 1986-2020, que luego fueron agregados, considerando el promedio, en celdas de 5000 m (ver capítulo 5, sección 5.7). En tanto que, los valores de las variaciones anuales de temperatura y precipitación para cada uno de los píxeles (según regresiones lineales simples, ver capítulo 4, sección 4.4) fueron promediados por cada una de las celdas de la grilla obtenida en el paso anterior. A partir de esta grilla se aplicaron correlaciones y regresiones lineales simples y múltiples (ver capítulo 3, sección 3.3.3) para explorar las relaciones entre las diferentes variables en la región. Luego, para evaluar cómo estas relaciones varían en el espacio y teniendo en cuenta el principio de autocorrelación espacial se efectuaron procesos de regresiones geográficamente ponderadas (RGP) (ver capítulo 3, sección 3.3.4).

Finalmente, para indagar si la desaparición de los cuerpos de hielo tiene alguna consecuencia en la evolución de los valores de NDVI, las vegas fueron clasificadas en tres grupos teniendo en cuenta la distancia a los glaciares actuales y desaparecidos tomando como base un umbral de 5 km (Tabla 4). Este umbral fue establecido a partir de los resultados obtenidos en el paso anterior.

Tabla 4. Criterio empleado en la clasificación de las vegas de acuerdo a la distancia a los cuerpos de hielo descubiertos actuales o desaparecidos en el período 1986-2020.

Categorías	Distancia al hielo descubierta		Descripción
	1986	2020	
Categoría 1	< 5 km	< 5 km	Vegas que han estado ubicadas a menos de 5 km de cuerpos de hielo descubierta en todo el período (1986-2020).
Categoría 2	< 5 km	> 5km	Vegas que al comienzo del período se ubicaban a menos de 5 km de un cuerpo de hielo descubierta, pero al final estaban a más de 5 km por la desaparición de estos cuerpos.
Categoría 3	> 5km	> 5 km	Vegas que en todo el período estuvieron a más de 5 km del hielo descubierta.

Los datos de cuerpos de hielo descubiertos desaparecidos los obtuvimos de la capa generada en el capítulo 6 sección 6.2.3.

Teniendo en cuenta estas tres categorías se analizaron interanualmente (1986-2020) los cambios en los valores de NDVI para tratar de identificar patrones diferentes en su evolución temporal. Las series temporales obtenidas se correlacionaron con valores de precipitación. Estos análisis también se realizaron por subperíodos (1986-1999 y 2000-2020) para considerar la influencia de la marcada caída de las precipitaciones, que se registra particularmente a partir del año 2000, en los valores medios de NDVI de las

diferentes categorías. Finalmente, se utilizaron las pruebas estadísticas Anova y t-test para determinar si las diferencias en las series temporales de las tres categorías de vegas eran significativas.

7.3. Relación entre las variaciones espaciotemporales de vegas altoandinas y glaciares

7.3.1. Análisis comparativo de la distribución actual de glaciares y vegas altoandinas

A pesar de su relevancia ambiental tanto las vegas altoandinas como el hielo descubierto ocupan un pequeño porcentaje del territorio de la alta montaña. Entre ambas coberturas suman alrededor del 2,6% de la superficie del área de estudio, 1,4 % en el caso del hielo descubierto y 1,2% en el de las vegas.

El patrón de distribución espacial de las vegas difiere al del hielo descubierto, puesto que el área cubierta se incrementa hacia el sur, mientras que la del hielo disminuye, con un quiebre que se produce alrededor de los 34°S. En los extremos de esta relación encontramos las cuencas del río Mendoza y la del Colorado. La primera, es la que presenta un mayor porcentaje de su superficie cubierta por hielo y el menor en cuanto a vegas, mientras que en la segunda la relación se invierte (Figura 46 a y b).

Las vegas altoandinas se localizan en un piso altitudinal inferior al del hielo descubierto. En ambos casos la altura media a la que se ubican va disminuyendo hacia el sur en concordancia con una menor elevación de la cordillera. Entre aproximadamente los 30°S y 32°S se observa una clara separación entre el límite inferior de la distribución del hielo descubierto y el límite superior de las vegas. Sin embargo, hacia el sur estos límites

comienzan a superponerse en una estrecha franja altitudinal que puede llegar hasta aproximadamente 500 m (Figura 46 c).

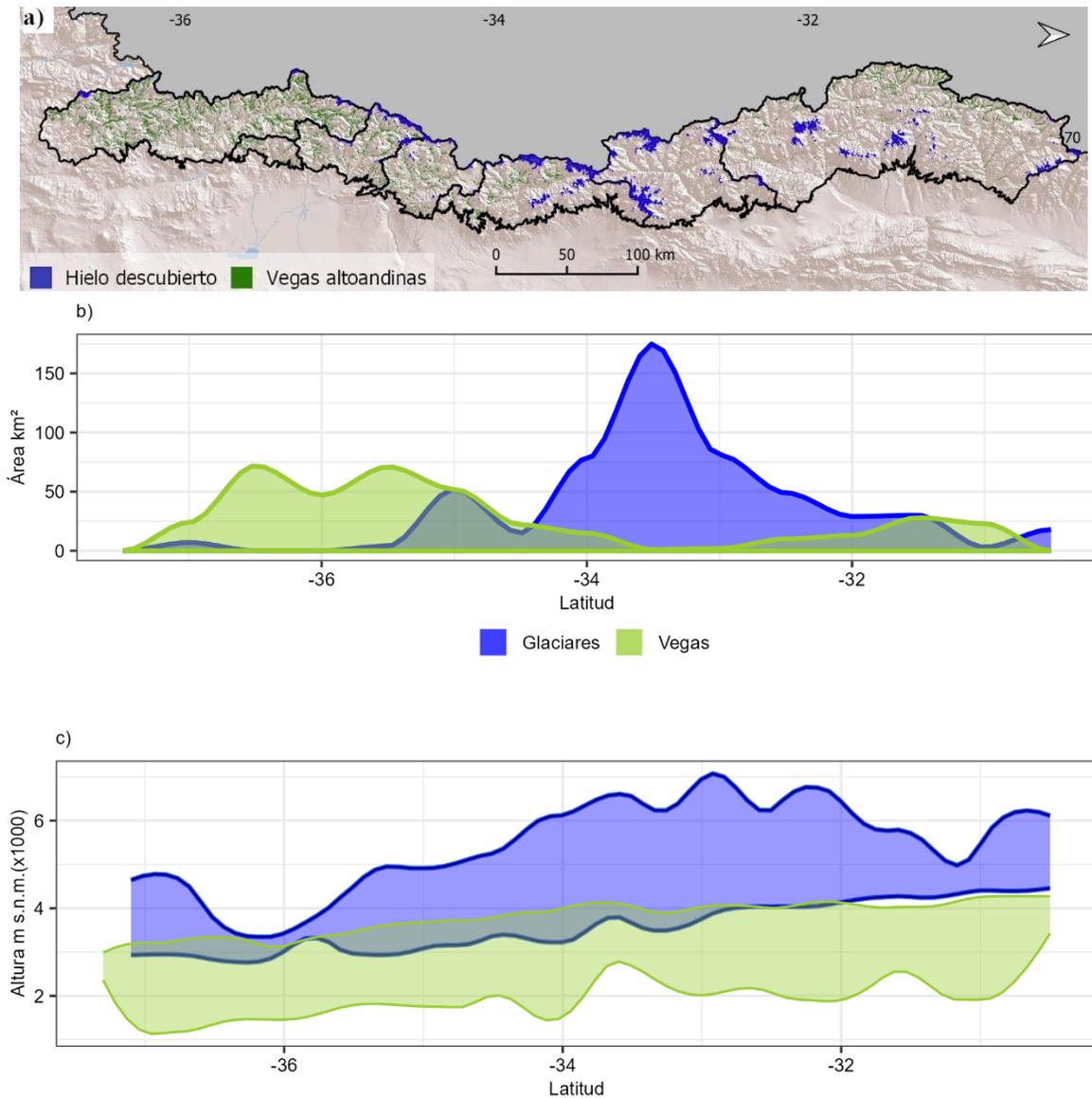


Figura 46. Relación entre la distribución de las vegas altoandinas y hielo descubierto en el área de estudio.

a) Mapa con la distribución de ambas coberturas en los Andes Centrales. b) Distribución latitudinal. c) Relación entre la distribución altitudinal cada 0,5° de latitud. Datos de cobertura de vegas y hielo descubierto obtenidos del procesamiento de imágenes Sentinel 2 y de elevación del MDE-Ar.

7.3.2. Variaciones temporales en los valores de NDSI y NDVI y su relación con la temperatura y las precipitaciones

En los análisis desarrollados en los capítulos previos en el período de análisis (1986-2020) no se aprecia una tendencia significativa en cuanto a la evolución interanual en los valores de NDVI (Figura 47) (Anexo 4 f), pero si al considerar el período 2000-2020 en el que tendencia a la disminución es significativa (Anexo 4 g). Mientras, que en el caso del NDSI (relativo al hielo descubierto) la tendencia es claramente negativa y significativa entre los años 1986 y 2020 (Figura 47) (Anexo 5 f). Las variaciones tanto del NDVI como del NDSI están positiva y significativamente correlacionadas con las de las precipitaciones ($r=0,51$ y $0,67$ respectivamente) según el test de Pearson (Anexo 4 k y Anexo 5 m). Además, se observó que la correlación entre los cambios en la temperatura y los valores de NDVI y NDSI no es significativa ($r=0,023$ y $-0,31$ respectivamente) (Anexo 4 k y Anexo 5 m). Finalmente, la realización de regresiones lineales múltiples, considerando la temperatura y la precipitación como variables explicativas mostró que las mismas explican el 22% de las variaciones del NDVI y el 49% de los cambios en el NDSI (Anexo 4 l, Anexo 5 n). Aunque la temperatura no resulta significativa en el ninguno de los dos casos.

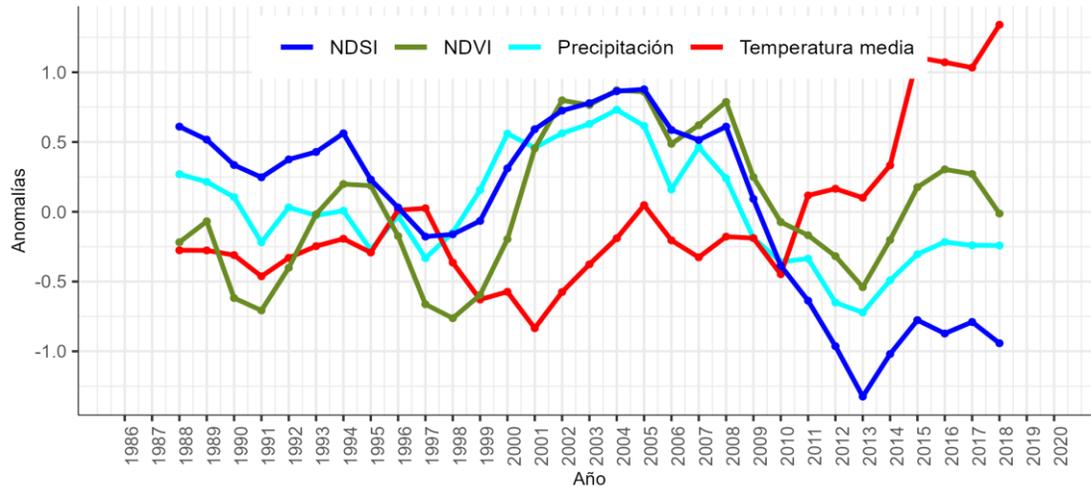


Figura 47. Evolución de los valores de NDVI, NDSI, temperatura (°C) y precipitación (mm) entre 1986 y 2020 en los Andes Centrales de Argentina, expresados como anomalías. Los datos de NDVI y NDSI fueron obtenidos a partir del procesamiento de imágenes Landsat (5, 7 y 8) y los temperatura y precipitación de TerraClimate.

7.4. Variaciones en la distancia de las vegas altoandinas al hielo descubierto de los glaciares entre 1986 y 2020

En capítulos anteriores se constató que las tendencias observadas en las diferentes variables no se reparten de igual manera en el espacio, sino que por el contrario la heterogeneidad en la distribución espacial es una característica relevante. Además, se identificaron sectores en donde los valores de NDVI se incrementaron de manera significativa a pesar de la disminución de las precipitaciones y en donde los cuerpos de hielo cercanos disminuyeron los valores de NDSI significativamente. También se observó que los cambios en las temperaturas medias no parecerían tener un peso importante al momento de explicar las variaciones temporales en los valores de NDVI.

Como primer resultado de la incorporación de la variable distancia en el análisis se aprecia que actualmente (2020) las vegas se localizan en promedio a unos 16 km de los cuerpos de hielo descubiertos en un rango que puede variar desde los 0,6 hasta los 57 km. Luego, mediante el análisis de patrones espaciales estadísticamente significativos se observa que la mayor concentración de vegas próximas al hielo descubierto se ubica desde el suroeste de la cuenca del Diamante pasando por el oeste de la del Atuel hasta el noroeste de la del Colorado, en donde la distancia promedio es de unos 5 km. Por el contrario, el sector más extenso en cuanto a vegas que se encuentran a mayor distancia del hielo descubierto lo encontramos en el centro de la cuenca del Colorado y la totalidad de la del Malargüe (distancia promedio 34 km) (Figura 48 a y b).

Esta relación ha experimentado cambios a lo largo del tiempo (1986-2020), puesto que al comienzo del período de análisis la vega más próxima a un cuerpo de hielo descubierto se ubicaba a 0,08 km, mientras que la distancia máxima era de 40 km y la media de 8 km. El incremento en la distancia a la que se encuentran las vegas del hielo descubierto al comparar el inicio y el final del período está relacionado espacialmente con el retroceso y desaparición de algunos cuerpos de hielo. Uno de los cambios más notables en este sentido es el que se presenta en un sector ubicado al noroeste de la cuenca del río Malargüe y otro hacia el centro oeste de la cuenca del Colorado (Figura 49 a y b). La distancia media en este sector pasó de 2,4 km en 1986 a 20 km en 2020 debido a la desaparición de cuerpos de hielo descubiertos hacia el año 2010 (Anexo 5 l).

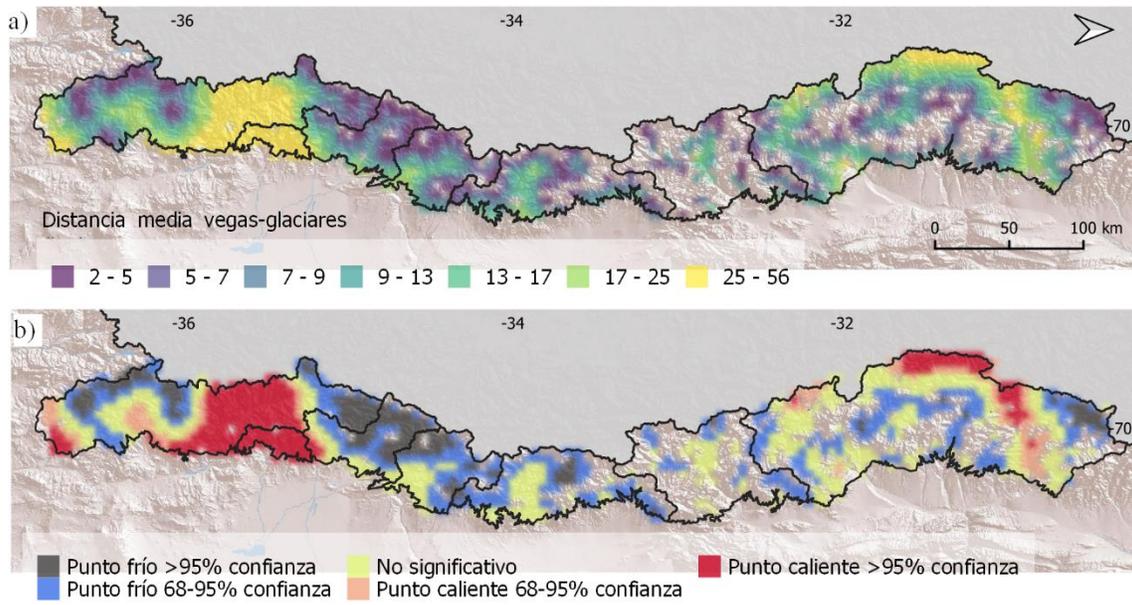


Figura 48. Distancia euclidiana de las vegas a los glaciares en el año 2020.
 a) Valores medios de distancia de las vegas a los glaciares agregados en celdas de 5000 m y
 b) valores clasificados de acuerdo al nivel de significancia con el método Getis-Ord G_i^* .
 Las tonalidades rojas y azules indican sectores en donde las vegas se ubican significativamente lejos y cerca del hielo descubierto bajos respectivamente

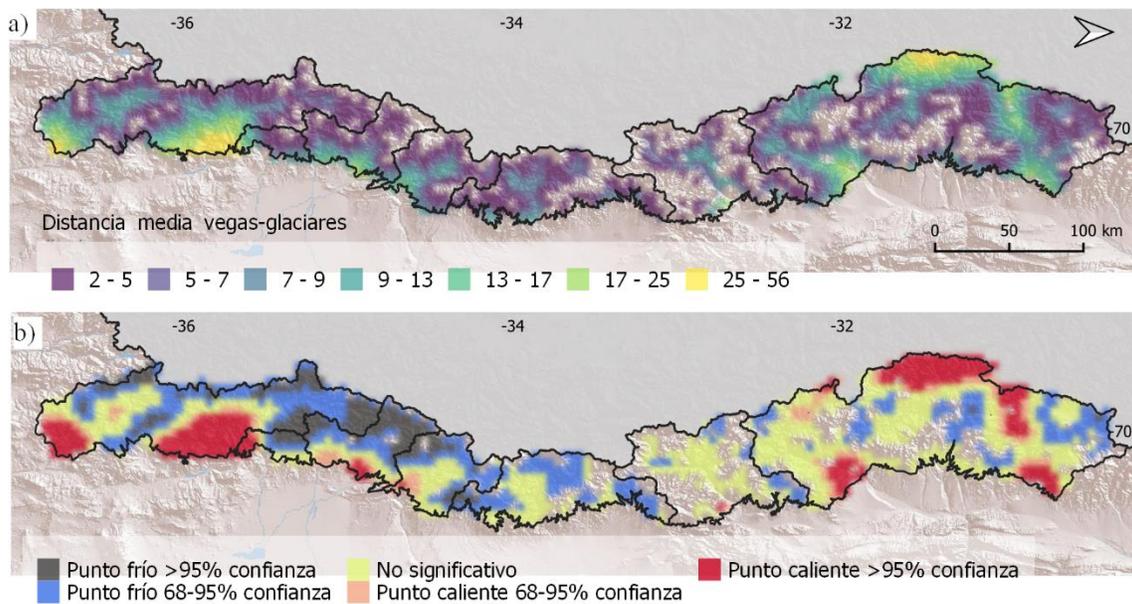


Figura 49. Distancia euclidiana de las vegas a los glaciares en 1986.
 a) Valores medios de distancia de las vegas a los glaciares agregados en celdas de 5000 m y
 b) valores clasificados de acuerdo al nivel de significancia con el método Getis-Ord G_i^* .
 Las tonalidades rojas y azules indican sectores en donde las vegas se ubican significativamente lejos y cerca del hielo descubierto bajos respectivamente.

7.5. Explorando la influencia de la cercanía de los glaciares en la evolución de la productividad de las vegas altoandinas

7.5.1. Relación entre la proximidad de los glaciares y la evolución del NDVI de las vegas

Con el objetivo de explorar la influencia de la cercanía del hielo descubierto en la evolución de los valores de NDVI se realizó una correlación, a nivel regional, entre ambas variables tomando como referencia la distancia de las vegas al hielo descubierto en el año 1986 y la evolución de los valores de NDVI entre 1986-2020 en toda la región. A partir de esta correlación se pudo observar que ambas variables muestran una débil correlación negativa, aunque significativa, según el test de Pearson ($r = -0,21$ y $p = 1,3e14$) (Anexo 6 a). Si bien esta correlación es débil es levemente superior a la que se logra al vincular la evolución del NDVI con las temperaturas y precipitaciones ($r = -0,13$ y $0,17$ respectivamente, ambas significativas) (Anexo 6 a).

Por otro lado, al aplicar una regresión lineal simple, que permita inferir las variaciones en la evolución de los valores de NDVI a partir de la distancia al hielo descubierto, se aprecia que el ajuste es muy bajo ($r^2 = 0,04$) aunque significativo ($p < 0,05$) (Anexo 6 b). El ajuste mejora levemente al realizar una regresión lineal múltiple incluyendo en la regresión la evolución en la precipitación ($r^2 = 0,07$ y $p < 0,05$). La incorporación de las variaciones en la temperatura no resulta significativa según el resultado de la regresión múltiple (Anexo 6 c).

Las técnicas estadísticas globales, como la utilizada previamente, asumen una homogeneidad en la distribución espacial de las variables. Sin embargo, es de esperar que la influencia del hielo descubierto (según la variable distancia) sobre la productividad de las vegas no sea igual en todos los Andes Centrales y que la misma disminuya a medida que se incrementa la distancia.

Por lo tanto, para considerar las variaciones que se producen en el espacio, en este caso en función de la distancia, se aplicó una regresión geográficamente ponderada que permita vincular la evolución de los valores de NDVI (1986-2020) y la distancia entre vegas y el hielo descubierto tomando como punto de partida el inicio del período. Como resultado se obtuvo un mayor ajuste en la regresión entre la distancia a los glaciares y la evolución de los valores de NDVI ($r^2= 0,57$) (Anexo 6 d). En el mapa resultante (Figura 50) se observa que los sectores caracterizados por una relación negativa entre la evolución de los valores de NDVI y la distancia (a menor distancia a los glaciares mayor incremento en los valores de NDVI) coinciden principalmente con áreas en donde las vegas se ubicaban más cerca del hielo descubierto en 1986 (ver Figura 49) y en donde la caída de los valores de NDSI es significativa (ver Figura 45) como en las cuencas del sector sur.

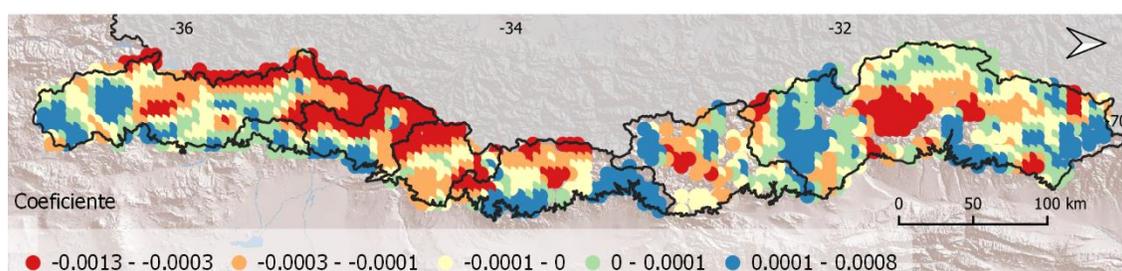


Figura 50. Relación entre la evolución de los valores de NDVI entre 1986 y 2020 y la distancia a los glaciares mediante regresiones geográficamente ponderadas. Los valores en color rojo indican una correlación negativa que indica que a medida que la distancia de las vegas a los glaciares se incrementa, mayor es el aumento en los valores de NDVI, mientras que el color azul muestra una correlación positiva.

Luego, se analizó la evolución en los valores de NDVI en tres sectores seleccionados de acuerdo a los resultados previos, uno en el cual las vegas en el año 1986 se encontraban significativamente cerca del hielo descubierto y otro en donde se ubicaban significativamente lejos (ambos en el sector sur) y a lo largo de una transecta oeste-este (Figura 51 a). Al correlacionar la evolución en los valores de NDVI con la distancia se observa en el sector significativamente cerca una correlación negativa significativa entre la evolución en los valores del NDVI y la distancia a los glaciares (Figura 51 b). Por el contrario, en sectores significativamente lejos esta relación es muy débil y no es significativa (Figura 51 c).

Finalmente, a partir de la realización de la transecta se pudo corroborar la observación previa, que indicaría que la influencia más importante de la distancia del hielo descubierto en la evolución de NDVI tendría lugar en los primeros 5 km y que a medida que la distancia aumenta esta desaparece (Figura 51d).

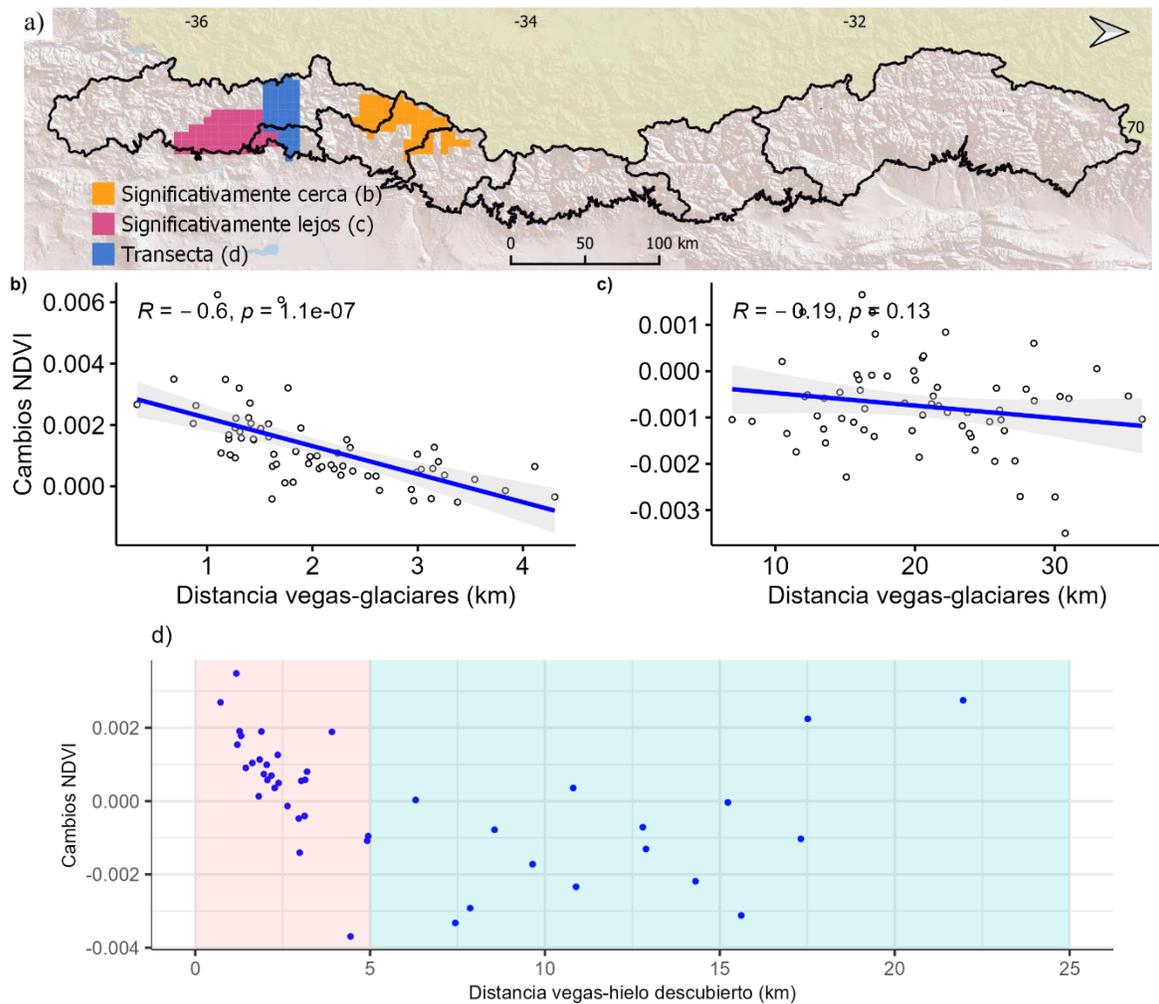


Figura 51. Relación entre la distancia euclidiana vegas-hielo descubierto en 1986 y la evolución de los valores de NDVI (1986-2020).

a) Mapa con los sectores seleccionados para analizar la distancia vegas-hielo descubierto. b) Sector de vegas a distancias significativamente cerca del hielo descubierto. c) Sector de vegas a distancias significativamente lejos. d) Transecta en sentido oeste-este desde sectores con vegas significativamente cerca al hielo descubierto hasta sectores significativamente lejos. Los colores en el fondo indican la distancia aproximada hasta la cual se observa una correlación lineal entre la evolución de los valores de NDVI y la cercanía a los glaciares (rosado) y a partir de la cual ya no se aprecia esa correlación (azul). Los datos de NDVI fueron obtenidos de imágenes Landsat (5,7,8).

7.5.2. Desaparición de los glaciares y su impacto la evolución del NDVI de las vegas cercanas

Como pudimos comprobar previamente la distancia a la que se encuentran las vegas del hielo descubierto de los glaciares se ha incrementado en la región entre 1986 y 2020. Además, se ha observado una correlación negativa significativa entre el crecimiento de los valores de NDVI y la distancia del hielo descubierto en los primeros 5 km.

Teniendo en cuenta estos resultados y con el objetivo de indagar cómo reaccionan las vegas (según los valores de NDVI) ante la desaparición de los glaciares se analizó comparativamente la evolución de tres categorías de vegas de acuerdo a la distancia (actual o pasada) al hielo descubierto y considerando el umbral de 5 km (ver sección metodológica Tabla 4). De este modo, según se describió en la sección metodológica, se establecieron las siguientes categorías:

- 1- Categoría 1: vegas que han estado ubicadas a menos de 5 km de cuerpos de hielo descubierto en todo el período (1986-2020).
- 2- Categoría 2: vegas que al comienzo del período de análisis estaban a menos de 5 km del hielo descubierto de un glaciar, pero al final estaban a más de 5 km por la desaparición de estos cuerpos de hielo.
- 3- Categoría 3: vegas que en todo el período estuvieron a más de 5 km del hielo descubierto.

El análisis de las series temporales acerca de la evolución de los valores de NDVI de estas tres categorías en el período 1986-2020 muestra que las vegas que en todo el período han estado a menos de 5 km del hielo descubierto presentan los valores anuales más elevados de NDVI (Figura 52). También, se observa que todas las curvas presentan un

patrón similar en la evolución del interanual, durante el período considerado, que resulta en una tendencia no significativa (Tabla 5). Sin embargo, si se consideran los últimos 20 años (2000-2020) se aprecia una caída significativa en los valores de NDVI de las categorías 2 y 3, no así en la categoría 1 asociada con glaciares en la actualidad (Tabla 5).

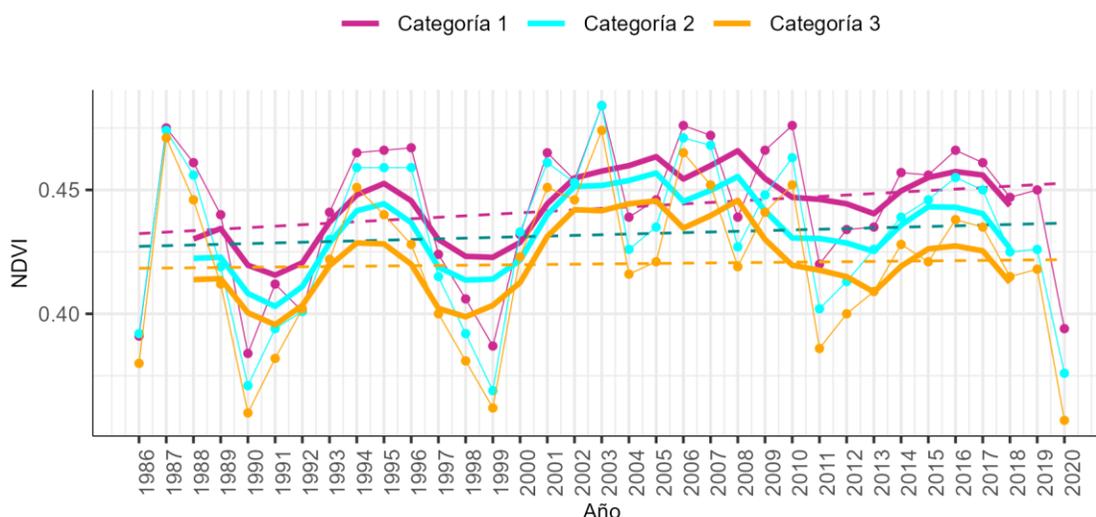


Figura 52. Evolución anual de los valores de NDVI según categorías entre 1986 y 2020. Las líneas con puntos muestran los valores interanuales resultantes del procesamiento de imágenes Landsat (5, 7 y 8), mientras que las líneas más gruesas representan medias móviles cada 5 años.

Tabla 5. Regresiones lineales simples aplicadas a la evolución de los valores de NDVI, según categorías, entre los años 1986 y 2000 y por subperíodos 1986-1999 y 2000-2020. Los datos de NDVI fueron obtenidos de imágenes Landsat (5,7,8).

Parámetro	1986-2020			1986-1999			2000-2020		
	Categoría			Categoría			Categoría		
	1	2	3	1	2	3	1	2	3
Tendencia	0,0006	0,0003	0,0001	-0,0006	-0,0008	-0,001	-0,001	-0,0019	-0,002
<i>p</i>	0,21	0,6	0,85	0,8	0,7	0,5	0,2	0,03	0,016

En todas las categorías la evolución del NDVI (1986-2020) está positiva y significativamente correlacionada con el de las precipitaciones, siendo el grupo correspondiente a la categoría 3 el que presentan la correlación más elevada. Este patrón se

mantiene entre los años 2000-2020 pero la correlación con las precipitaciones se incrementa en todos los casos (Tabla 6). Es decir que a medida que la distancia entre las vegas y el hielo descubierta aumenta se constata una mayor correlación entre los cambios en los valores de NDVI y de las precipitaciones.

Tabla 6. Correlación entre la evolución anual de los valores de NDVI y las precipitaciones según el test de Pearson.

Datos analizados en todo el período 1986-2020 y en subperíodos 1986-1999 y 2000-2020. Los datos de NDVI fueron obtenidos del procesamiento de imágenes Landsat (5,7,8) y los de precipitación de TerraClimate.

Parámetro	1986-2020			1986-1999			2000-2020		
	Categoría			Categoría			Categoría		
	1	2	3	1	2	3	1	2	3
<i>r</i>	0,36	0,45	0,5	0,25	0,3	0,37	0,62	0,71	0,73
<i>p</i>	0,035	0,0072	0,002	0,38	0,29	0,19	0,0033	0,00044	0,00026

Las series temporales de las diferentes categorías muestran una diferencia significativa entre sí entre los años 1986-2000 al ser analizadas con el test Anova ($p=0,0092$). Sin embargo, la comparación por pares, a partir del t-test, indica que la diferencia solamente es significativa entre las categorías 1 y 3 ($p=0,0023$), no así entre la 1 y la 2 ($p=0,14$) (Figura 53 a). Por lo tanto, no es posible, mediante los procedimientos estadísticos utilizados, determinar de manera concluyente cómo impacta la desaparición de los glaciares en la evolución de los valores de NDVI.

No obstante, al comparar las anomalías en las curvas de las tres categorías mediante medias móviles y de manera cualitativa se pueden apreciar algunas diferencias. En primer lugar desde el comienzo del período, pero particularmente a partir del año 1998, hasta aproximadamente el 2005 las vegas de la categoría 2 y 3 fueron las que más incrementaron los valores de NDVI. Por el contrario, a partir del año 2008 son las vegas a menos de 5 km

de glaciares en todo el período las que más aumentaron los valores medios en el NDVI (Figura 53 b).

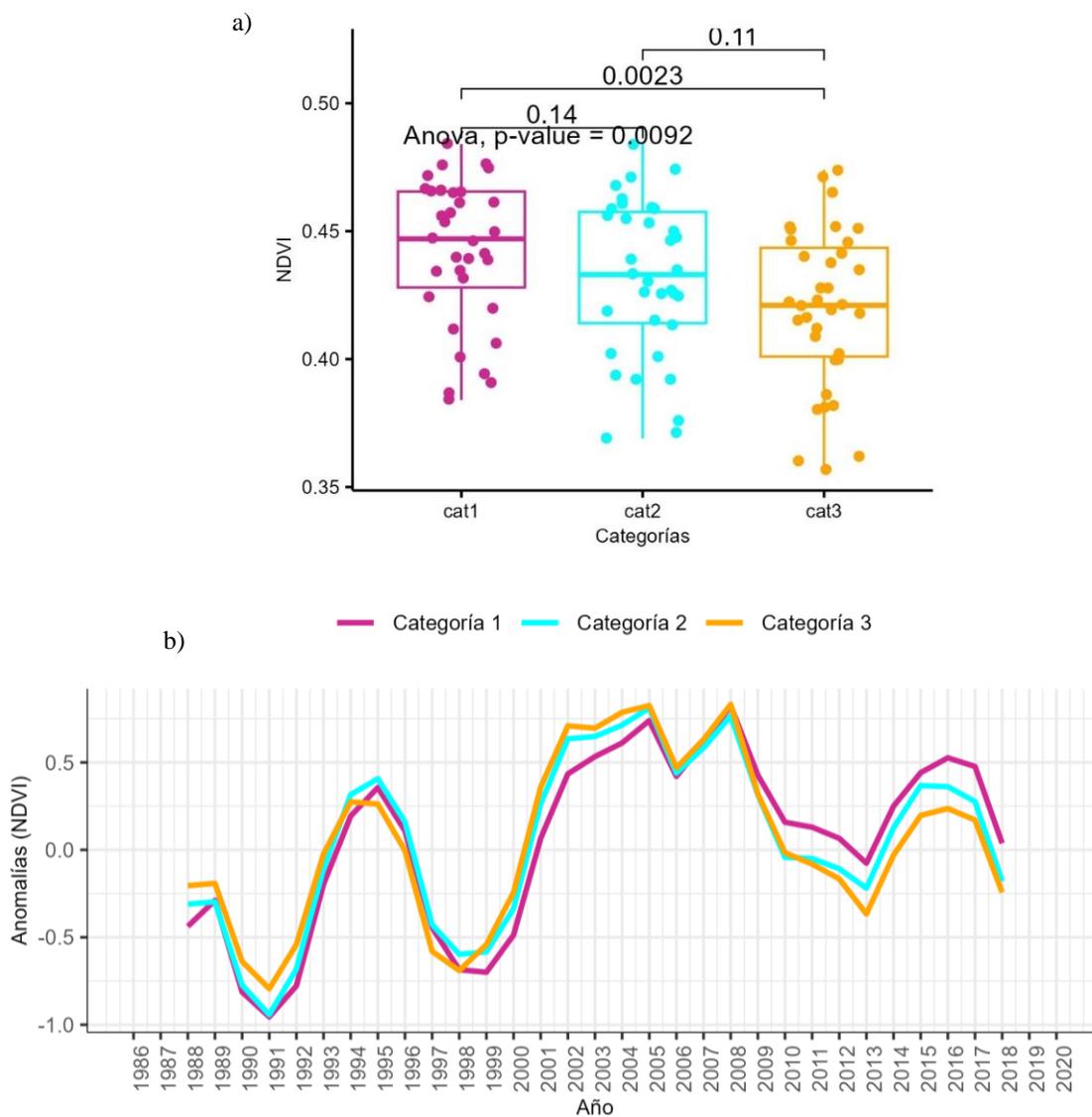


Figura 53. Comparación ente la evolución de los valores interanuales de NDVI entre 1986 y 2020.

a) Diferencias en los valores de NDVI entre categorías y análisis significancia estadística mediante el test de Anova y por pares según el t-test.

b) Anomalías en la evolución anual de los valores de NDVI, mediante medias móviles cada 5 años, según categorías entre 1986 y 2020.

Datos de NDVI obtenidos del procesamiento de imágenes Landsat (5, 7 y 8).

7.6. Conclusiones

Las vegas y el sector de hielo descubierto de los glaciares presentan un patrón de distribución espacial inverso, mientras que la superficie con hielo descubierto disminuye hacia sur, la de vegas se incrementa. Ambas coberturas, además, han reaccionado de manera diferente ante las mismas condiciones de temperatura y precipitación a nivel regional en el período comprendido entre los años 1986 y 2020. La superficie con vegas y los valores de NDVI presentan una tendencia a la estabilidad, por el contrario, el área con hielo descubierto y los valores de NDSI han disminuido de manera significativa. Aunque, si solo se considera el período 2000-2020 la caída en los valores de NDVI también resulta significativa.

También, se ha determinado que en sectores en donde ambas coberturas se encuentran significativamente cerca el crecimiento en los valores de NDVI, entre 1986 y 2020, se intensifica a medida que disminuye la distancia al hielo descubierto. Por lo tanto, la distancia vegas-glaciares y la evolución de los valores de NDVI presentan una correlación significativa pero solo se aprecia en los primeros 5 km. Este incremento se produce, además, en un contexto caracterizado por la disminución de las precipitaciones por lo que, de manera indirecta, a partir del concepto de distancia, podríamos inferir que en estos sectores el aporte de los glaciares estaría compensando la disminución en las precipitaciones.

La desaparición de los glaciares impactaría negativamente en el crecimiento de la productividad de las vegas como se observa al comparar la evolución de los valores de NDVI en vegas que en todo el período estuvieron a menos de 5 km de glaciares, con aquellas que al comienzo del período estaban a menos dicha distancia, pero que por lo

desaparición de algunos cuerpos de hielo pasaron a estar más lejos. En este sentido se aprecia, particularmente a partir del año 2010, que el NDVI de las vegas que actualmente están cerca de glaciares, han crecido más que el de aquellas que dejaron de estar cerca. Sin embargo, las diferencias entre ambas series temporales no llegan a ser estadísticamente significativas.

8. CONCLUSIONES FINALES

La utilización de geotecnologías en esta tesis permitió analizar comparativamente, por primera vez en la alta montaña de los Andes Centrales de Argentina, las variaciones espaciotemporales de las vegas altoandinas y los glaciares y su interacción con el clima entre los años 1986 y 2020. Además, fue posible establecer relaciones entre el crecimiento en la biomasa de las vegas, analizada a través del NDVI, y la distancia al hielo descubierto de los glaciares.

Esta doble aproximación temática (vegas y glaciares) y considerando diferentes escalas de análisis espaciotemporales implicó un desafío metodológico debido a la cantidad de datos que fue necesario procesar y analizar. En este sentido, se empleó una serie de procedimientos en los que se combinaron métodos tradicionales en el análisis de información geográfica con otros desarrollos que permitieron el procesamiento de miles de datos, como los aportados por la plataforma Google Earth Engine. Asimismo, fue necesaria la incorporación de herramientas provenientes de la estadística, geoestadística y de análisis de series temporales. De este modo se desarrolló una metodología de análisis comparable y replicable a diferentes escalas espaciotemporales.

Como punto de partida se delimitó un área de aproximadamente 40000 km² que fue considerada como alta montaña, lo que brindó el soporte para analizar las características del relieve y las condiciones climáticas de base de la región, en donde se desarrollan las vegas altoandinas y los glaciares. Entre estas características se destacan valores medios de elevación que rondan los 3200 msnm, temperaturas medias cercanas a 1°C y precipitaciones promedio anuales de 380 mm (1986-2020), que caen mayormente en forma

de nieve durante los meses de mayo, junio, julio y agosto. Esta delimitación permitió, además, analizar el contexto espacial de la alta montaña y la relevancia de las mismas para millones de habitantes que viven aguas abajo.

A partir de la aplicación de la metodología desarrollada en este trabajo se elaboró el primer mapa de vegas altoandinas y se logró determinar una superficie cubierta de 475 km². Esta superficie se concentra mayormente en el sector sur entre los 2000 y 3000 msnm y se reparte en un rango altitudinal que se extiende hasta aproximadamente los 4200 msnm en el norte y los 3700 msnm en el sur. También se logró reconstruir la evolución interanual de esta cobertura vegetal considerando el área cubierta y las variaciones en los valores medios de NDVI entre los años 1986 y 2020 y su relación con la evolución de la temperatura y la precipitación. A partir de esta reconstrucción se pudo identificar una tendencia hacia la estabilidad en todo el período, tanto en el área cubierta como en los valores promedio de NDVI. Aunque, al restringir el período de análisis a los años 2000-2020 la tendencia a la caída en el NDVI resultó significativa y altamente correlacionada con una disminución de las precipitaciones. Además, se pudo determinar que esta tendencia no se reparte de manera homogénea en la región, sino que hacia el interior de la misma se identificaron sectores de crecimiento y decrecimiento significativos en los valores de NDVI. Los sectores de mayor crecimiento, en cuanto al área y el NDVI, se observaron a alturas superiores a los 4000 msnm particularmente en el sector sur.

De igual modo, se pudo actualizar al año 2020 la información correspondiente a los glaciares de la región, así como su distribución espacial y altitudinal. Se realizó un mapa a partir del cual se identificó una superficie de 1260 km², de la cual 550 km² corresponde a hielo descubierto y 710 km² a hielo cubierto. Esta superficie se concentra mayormente en las

cuencas del norte y desde aproximadamente los 2700 msnm en el sur hasta los 6900 msnm en el norte. También se logró reconstruir su evolución temporal de hielo descubierto de los glaciares, de manera interanual, a partir del área y valores medios de NDSI según datos satelitales del verano entre 1986 y 2020. Esta reconstrucción permitió determinar que el hielo descubierto de los glaciares ha respondido de manera negativa al aumento de la temperatura y la disminución de la precipitación en la región reduciendo el área en un 36%. Sin embargo, las pérdidas no se reparten por igual, sino que los cuerpos de hielo de mayor tamaño y por lo general ubicados a más de 5000 msnm son los que menos disminuyeron porcentualmente en el área. Por el contrario, los más pequeños y a alturas inferiores a los 3000 msnm son los que más redujeron la superficie prácticamente hasta su desaparición total. No obstante, parte de este hielo no se perdió totalmente, sino que una parte se cubrió por detritos por lo que, considerando esta transformación, la pérdida a nivel regional llega a un 20%.

De este modo, los análisis realizados y los resultados obtenidos permitieron corroborar la primera hipótesis de este trabajo que sostiene que las geotecnologías y la creciente disponibilidad de datos espaciales y herramientas para su procesamiento permiten el análisis comparativo de vegas y glaciares y su relación con el clima a diferentes escalas espaciotemporales y totalmente comparables.

Por otro lado, se logró determinar comparativamente por primera vez en los Andes Centrales cómo varía la distribución espacial de vegas y el hielo descubierto de los glaciares, patrón caracterizado por un incremento de la superficie con vegas hacia el sur y del hielo descubierto hacia el norte. Además, fue posible identificar sectores en donde las vegas y el hielo descubierto se encuentran significativamente cerca y apreciar como la

distancia entre estas dos variables se ha incrementado entre 1986 y 2020 debido a la desaparición de algunos cuerpos de hielo. A partir de la incorporación de la distancia vegas-hielo descubierto en los análisis se pudo observar una correlación significativa entre el crecimiento de los valores de NDVI y la cercanía al hielo descubierto en aproximadamente los primeros 5 km. Esta constatación permitió comprobar la segunda hipótesis que sostiene que el mayor aporte hídrico proveniente del hielo descubierto de los glaciares impacta de manera positiva en la evolución de los valores de NDVI de las vegas cercanas. Los resultados obtenidos al comparar las series temporales de los valores de NDVI de vegas cercanas al hielo descubierto con aquellas que dejaron de estar cerca, mostraron diferencias, pero que no llegaron a ser estadísticamente significativas. De este modo, si bien de manera cualitativa se pudo apreciar un patrón diferente en la evolución de ambas series, no fue posible corroborar de manera concluyente que la desaparición de los cuerpos de hielo descubierto tenga un impacto negativo en valores de NDVI como consecuencia de un menor aporte hídrico. En este sentido, un análisis de detalle a nivel espacial, que permita un seguimiento más pormenorizado de la evolución de los cuerpos de hielo y del NDVI, podría resultar de utilidad para una comprensión más profunda de las dinámicas de ambas coberturas. También, es posible que el efecto beneficioso de los glaciares se extienda en el tiempo más allá de su extinción y que las consecuencias negativas de la desaparición de este aporte extra de agua en las vegas cercanas no pueda ser identificado en el rango temporal de análisis de esta tesis.

A partir de los datos de cobertura de suelo obtenidos en esta tesis se observa que el 75% de la superficie con glaciares (hielo cubierto y descubierto) se encuentra dentro de áreas protegidas, mayormente en la provincia de Mendoza. Además, estos cuerpos de hielo están protegidos por las Ley 26.639. Sin embargo, en el caso de las vegas altoandinas, solamente el 15% de la superficie se encuentra dentro de áreas protegidas y no cuenta con otro tipo de protección. Si bien, esta cobertura aparece como más resiliente al cambio climático, en comparación con los glaciares, también sufre su impacto y es más susceptible a las consecuencias derivadas de las actividades humanas. Además, es de esperar que su rol como reguladoras del recurso hídrico sea cada vez más importante en un contexto caracterizado por un acelerado derretimiento de los glaciares.

Los resultados obtenidos brindan no solo información de base inédita para el estudio de vegas altoandinas y glaciares en futuros trabajos, sino que constituyen una primera aproximación al estudio comparativo de ambas variables en la región. Por lo tanto, se espera que esta tesis contribuya al conocimiento de las consecuencias del cambio climático en dos componentes destacados de la alta montaña de los Andes Centrales de Argentina y sean de utilidad al momento de tomar decisiones con respecto al futuro de un sector tan importante para la vida de millones de habitantes en su cercanía y que representan menos del 3% de la superficie considerada como alta montaña en esta tesis.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Abatzoglou, J. T., Dobrowski, S. Z., Parks, S. A., & Hegewisch, K. C. (2018). TerraClimate, a high-resolution global dataset of monthly climate and climatic water balance from 1958–2015. *Scientific data*, 5(1), 1-12.
- Adler, C., Huggel, C., Orlove, B., & Nolin, A. (2019). Climate change in the mountain cryosphere: Impacts and responses. *Regional Environmental Change*, 19, 1225-1228.
- Amani, M., Ghorbanian, A., Ahmadi, S. A., Kakooei, M., Moghimi, A., Mirmazloumi, S. M., Moghaddam, S. H. A., Mahdavi, S., Ghahremanloo, M., & Parsian, S. (2020). Google earth engine cloud computing platform for remote sensing big data applications: A comprehensive review. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 13, 5326-5350.
- Anderson, E. P., Marengo, J., Villalba, R., Halloy, S., Young, B., Cordero, D., Gast, F., Jaimes, E., Ruiz, D., & Herzog, S. K. (2011). Consequences of climate change for ecosystems and ecosystem services in the tropical Andes. *Climate change and biodiversity in the tropical Andes*, 1, 1-18.
- Barnett, T. P., Adam, J. C., & Lettenmaier, D. P. (2005). Potential impacts of a warming climate on water availability in snow-dominated regions. *Nature*, 438(7066), Article 7066. <https://doi.org/10.1038/nature04141>
- Barros, A., Aschero, V., Mazzolari, A., Cavieres, L. A., & Pickering, C. M. (2020). Going off trails: How dispersed visitor use affects alpine vegetation. *Journal of Environmental Management*, 267, 110546.
- Barros, A., Gonnet, J., & Pickering, C. (2013). Impacts of informal trails on vegetation and soils in the highest protected area in the Southern Hemisphere. *Journal of*

<https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2013.04.030>

Barros, A., Pickering, C. M., & Renison, D. (2014). Short-term effects of pack animal grazing exclusion from Andean alpine meadows. *Arctic, antarctic, and alpine research*, 46(2), 333-343.

Barry, R. G. (2008). *Mountain weather and climate*. Cambridge University Press.

Beniston, M. (2003). Climatic change in mountain regions: A review of possible impacts. *Climate variability and change in high elevation regions: Past, present & future*, 5-31.

Beniston, M. (2012). Is snow in the Alps receding or disappearing? *Wiley Interdisciplinary Reviews: Climate Change*, 3(4), 349-358.

Beniston, M., & Stoffel, M. (2014). Assessing the impacts of climatic change on mountain water resources. *Science of the Total Environment*, 493, 1129-1137.

Benn, D. I., Bolch, T., Hands, K., Gulley, J., Luckman, A., Nicholson, L. I., Quincey, D., Thompson, S., Toumi, R., & Wiseman, S. (2012). Response of debris-covered glaciers in the Mount Everest region to recent warming, and implications for outburst flood hazards. *Earth-Science Reviews*, 114(1-2), Article 1-2.
<https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2012.03.008>

Benzaquen, L., Blanco, R., Kandus, G., Lingua, P., Minotti, M., & Quintana, R. (2017). Regiones de Humedales de la Argentina. Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sustentable. *Fundación Humedales/Wetlands International*.

Bolch, T., & Loibl, D. (2017). GIS for glaciers and glacial landforms. En *Gis Applications for Socio-Economics and Humanity* (pp. 112-139). Elsevier BV.

- Boninsegna, J. A., Villalba, R., Masiokas, M. H., Cara Ramirez, L. J., Salomón, M. S., & Pozzoli, J. C. (2016). *Cambio climático y recursos hídricos: El caso de las tierras secas del oeste argentino*. 49-55.
- Braun, L. N., Weber, M., & Schulz, M. (2000). Consequences of climate change for runoff from Alpine regions. *Annals of Glaciology*, *31*, 19-25.
- Braun, M. H., Malz, P., Sommer, C., Farías-Barahona, D., Sauter, T., Casassa, G., Soruco, A., Skvarca, P., & Seehaus, T. C. (2019). Constraining glacier elevation and mass changes in South America. *Nature Climate Change*, *9*(2), 130-136.
- Bruce, P., Bruce, A., & Gedeck, P. (2020). *Practical statistics for data scientists: 50+ essential concepts using R and Python*. O'Reilly Media.
- Burger, F., Brock, B., & Montecinos, A. (2018). Seasonal and elevational contrasts in temperature trends in Central Chile between 1979 and 2015. *Global and Planetary Change*. <https://doi.org/10.1016/j.gloplacha.2018.01.005>
- Buytaert, W., & De Bièvre, B. (2012). Water for cities: The impact of climate change and demographic growth in the tropical Andes. *Water Resources Research*, *48*(8), 26.
- Buzai, G. D., & Baxendale, C. (2010). *Análisis espacial con sistemas de información geográfica. Aportes de la geografía para la elaboración del diagnóstico en el ordenamiento territorial*. Actas I Congreso Internacional sobre Ordenamiento Territorial y Tecnologías de la Información Geográfica.
- Buzai, G. D., & Baxendale, C. A. (2013). Aportes del análisis geográfico con Sistemas de Información Geográfica como herramienta teórica, metodológica y tecnológica para la práctica del ordenamiento territorial. *Persona y sociedad*, *27*(2), 113-141.

- Buzai, G. D., Baxendale, C. A., & Cruz, M. (2009). Fases de un proyecto de investigación en estudios de geografía aplicada basados en el uso de sistemas de información geográfica. *Fronteras*, 8(8), 31-40.
- Cara, L., Masiokas, M., Viale, M., & Villalba, R. (2016). Análisis de la cobertura nival de la cuenca superior del río Mendoza a partir de imágenes MODIS. *Meteorologica*, 41(1), Article 1.
- Carey, M., Baraer, M., Mark, B. G., French, A., Bury, J., Young, K. R., & McKenzie, J. M. (2014). Toward hydro-social modeling: Merging human variables and the social sciences with climate-glacier runoff models (Santa River, Peru). *Journal of Hydrology*, 518, 60-70.
- Casassa, G., Espizua, L., Francou, B., Ribstein, P., Ames, A., & Alean, J. (1998). Glaciers in South America. *Studies and Reports in Hydrology*, 56, 125-146.
- Chander, G., Markham, B. L., & Helder, D. L. (2009). Summary of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI sensors. *Remote sensing of environment*, 113(5), 893-903.
- Charlton, M., Fotheringham, S., & Brunson, C. (2009). Geographically weighted regression. *White paper. National Centre for Geocomputation. National University of Ireland Maynooth*, 2.
- Chuvieco, E. (2016). *Fundamentals of satellite remote sensing: An environmental approach*. CRC press.
- Cobos, D., & Boninsegna, J. (1983). Fluctuations of some glaciers in the Upper Atuel river basin, Mendoza, Argentina. En J. Rabassa (Ed.), *Quaternary of South America and Antarctic Peninsula* (Vol. 1, pp. 61-82). A.A. Balkema.

- Cogley, G. (2012). The future of the world's glaciers. En A. Henderson-Sellers & K. McGuffie (Eds.), *The future of the world's climate* (pp. 197-222). Elsevier.
- Collins, D. N. (2008). Climatic warming, glacier recession and runoff from Alpine basins after the Little Ice Age maximum. *Annals of Glaciology*, 48, 119-124.
- Condom, T., Courdain, A., Sicart, J.-E., & Théry, S. (2007). Computation of the space and time evolution of equilibrium-line altitudes on Andean glaciers (10°N–55°S). *Global and Planetary Change*, 59, 189-202.
- Convención de Ramsar. (2010). Inventario de humedales: Marco de Ramsar para el inventario y la descripción de las características ecológicas de los humedales. *Manuales Ramsar para el uso racional de los humedales*, 15.
- Corte, A. E., & Espizua, L. E. (1981). *Inventario de glaciares de la cuenca del río Mendoza*. IANIGLA-CONICET.
- Cowpertwait, P. S., & Metcalfe, A. V. (2009). *Introductory time series with R*. Springer.
- Crespo, S. A., Lavergne, C., Fernandoy, F., Muñoz, A. A., Cara, L., & Olfos-Vargas, S. (2020). Where does the Chilean Aconcagua river come from? Use of natural tracers for water genesis characterization in glacial and periglacial environments. *Water*, 12(9), 2630.
- Dalmasso, A., & Márquez, J. (2018). Relevamiento de la vegetación del área de Castaño Nuevo-Villa Corral, Calingasta, provincia de San Juan, Argentina. *Chloris Chilensis*, 21(1).
- Dangles, O., Meneses, R. I., & Anthelme, F. (2014). BIOTHAW: Un proyecto multidisciplinario que propone un marco metodológico para el estudio de los bofedales altoandinos en un contexto de cambio climático. *Ecología en Bolivia*, 49(3), Article 3.

- Dangles, O., Rabatel, A., Kraemer, M., Zeballos, G., Soruco, A., Jacobsen, D., & Anthelme, F. (2017). Ecosystem sentinels for climate change? Evidence of wetland cover changes over the last 30 years in the tropical Andes. *PloS one*, *12*(5), e0175814.
- Dolezal, J., Dvorsky, M., Kopecky, M., Liancourt, P., Hiiesalu, I., Macek, M., Altman, J., Chlumska, Z., Rehakova, K., & Capkova, K. (2016). Vegetation dynamics at the upper elevational limit of vascular plants in Himalaya. *Scientific Reports*, *6*(1), 24881.
- Dong, Z., & Guo, C. (2021). *A literature review of spatio-temporal data analysis*. 1792(1).
- Duque, J. C., Ramos, R., & Suriñach, J. (2007). Supervised regionalization methods: A survey. *International Regional Science Review*, *30*(3), 195-220.
- Dussailant, I., Berthier, E., Brun, F., Masiokas, M., Hugonnet, R., Favier, V., Rabatel, A., Pitte, P., & Ruiz, L. (2019). Two decades of glacier mass loss along the Andes. *Nature Geoscience*, *12*(10), 802-808.
- Escudero, A., García-Camacho, R., García-Fernández, A., Gavilán, R., Giménez-Benavides, L., Iriondo, J., Lara-Romero, C., Morente, J., & Pescador, D. (2012). Vulnerabilidad al cambio global en la alta montaña mediterránea. *Ecosistemas*, *21*(3), 63-72.
- Espizua, L. (1981). *Glacier and moraine inventory on the eastern slopes of Cordón del Plata and Cordón del Portillo, Central Andes, Argentina* (E. B. Evenson, C. Schlüchter, & J. Rabassa, Eds.; pp. 381-395). A. Balkema.
- Falaschi, D., Lenzano, M. G., Tadono, T., Vich, A. I., & Lenzano, L. E. (2017). Balance de masa geodésico 2000-2011 de los glaciares de la Cuenca Del Río Atuel, Andes Centrales de Mendoza (Argentina). *Geoacta*, *42*(2), 7-22.

- Ferreira, D., & Vale, M. (2022). Geography in the big data age: An overview of the historical resonance of current debates. *Geographical Review*, 112(2), 250-266.
- Ferri, L., Dussaillant, I., Zalazar, L., Masiokas, M. H., Ruiz, L., Pitte, P., Gargantini, H., Castro, M., Berthier, E., & Villalba, R. (2020). Ice mass loss in the Central Andes of Argentina between 2000 and 2018 derived from a new glacier inventory and satellite stereo-imagery. *Frontiers in Earth Science*, 8, 530997.
- Fischer, A., Fickert, T., Schwaizer, G., Patzelt, G., & Groß, G. (2019). Vegetation dynamics in Alpine glacier forelands tackled from space. *Scientific Reports*, 9(1), 13918.
- Fuenzalida, M., Buzai, G. D., Moreno Jiménez, A., & García de León, A. (2018). *Geografía, geotecnología y análisis espacial: Tendencias, métodos y aplicaciones*.
- Funnell, D. C., & Price, M. F. (2003). Mountain geography: A review. *The Geographical Journal*, 169(3), 183-190.
- Gareth, J., Daniela, W., Trevor, H., & Robert, T. (2013). *An introduction to statistical learning: With applications in R*. Springer.
- Garreaud, R. D. (2009). The Andes climate and weather. *Advances in Geosciences*, 22, 3-11.
- Garreaud, R. D., Alvarez-Garreton, C., Barichivich, J., Boisier, J. P., Christie, D., Galleguillos, M., LeQuesne, C., McPhee, J., & Zambrano-Bigiarini, M. (2017). The 2010–2015 megadrought in central Chile: Impacts on regional hydroclimate and vegetation. *Hydrology and Earth System Sciences*, 21(12), Article 12. <https://doi.org/10.5194/hess-21-6307-2017>
- Garreaud, R. D., Boisier, J. P., Rondanelli, R., Montecinos, A., Sepúlveda, H. H., & Veloso-Aguila, D. (2019). The Central Chile Mega Drought (2010–2018): A

- climate dynamics perspective. *International Journal of Climatology*.
<https://doi.org/10.1002/joc.6219>
- Gatti, A., & Bertolini, A. (2013). Sentinel-2 products specification document. Available online <https://earth.esa.int/documents/247904/685211/Sentinel-2>.
- Getis, A. (1999). Spatial statistics. *Geographical information systems, 1*, 239-251.
- Getis, A., & Ord, J. K. (1992). The analysis of spatial association by use of distance statistics. *Geographical analysis, 24*(3), 189-206.
- Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D., & Moore, R. (2017). Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote sensing of Environment, 202*, 18-27.
- Graham, M., & Shelton, T. (2013). Geography and the future of big data, big data and the future of geography. *Dialogues in Human geography, 3*(3), 255-261.
- Grytnes, J., Kapfer, J., Jurasinski, G., Birks, H. H., Henriksen, H., Klanderud, K., Odland, A., Ohlson, M., Wipf, S., & Birks, H. J. B. (2014). Identifying the driving factors behind observed elevational range shifts on European mountains. *Global Ecology and Biogeography, 23*(8), 876-884.
- Hammond, J. C., Saavedra, F. A., & Kampf, S. K. (2018). Global snow zone maps and trends in snow persistence 2001–2016. *International Journal of Climatology, 38*(12), 4369-4383.
- Hijmans, R. J., Cameron, S. E., Parra, J. L., Jones, P. G., & Jarvis, A. (2005). Very high resolution interpolated climate surfaces for global land areas. *International Journal of Climatology: A Journal of the Royal Meteorological Society, 25*(15), 1965-1978.
- Hock, R., Rasul, G., Adler, C., Cáceres, B., Gruber, S., Hirabayashi, Y., Jackson, M., Kääb, A., Kang, S., & Kutuzov, S. (2019). High mountain areas. En *IPCC special report*

- on the ocean and cryosphere in a changing climate* (pp. 131-202). H.-O. Pörtner, DC Roberts, V. Masson-Delmotte, P. Zhai, M. Tignor, E
- Hugonnet, R., McNabb, R., Berthier, E., Menounos, B., Nuth, C., Girod, L., Farinotti, D., Huss, M., Dussailant, I., & Brun, F. (2021). Accelerated global glacier mass loss in the early twenty-first century. *Nature*, 592(7856), 726-731.
- Huss, M., Bookhagen, B., Huggel, C., Jacobsen, D., Bradley, R. S., Clague, J. J., Vuille, M., Buytaert, W., Cayan, D. R., & Greenwood, G. (2017). Toward mountains without permanent snow and ice. *Earth's Future*, 5(5), 418-435.
- Huss, M., Sold, L., Hoelzle, M., Stokvis, M., Salzmann, N., Farinotti, D., & Zemp, M. (2013). Towards remote monitoring of sub-seasonal glacier mass balance. *Annals of Glaciology*, 54(63), Article 63. <https://doi.org/10.3189/2013AoG63A427>
- IANIGLA-CONICET. (2010). *Inventario Nacional de Glaciares y Ambiente Periglacial: Fundamentos cronograma de ejecución* (Glacier law, p. 86). Instituto Argentino de Nivología, Glaciología y Ciencias Ambientales, Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas.
- IANIGLA-Inventario Nacional de Glaciares. (2018). *Resumen ejecutivo de los resultados del Inventario Nacional de Glaciares* (Glacier inventory - Andes, p. 26). Secretaria de Ambiente y Desarrollo Sustentable de la Nación.
- IGN. (2014). *Modelo Digital de Elevaciones de la República Argentina MDE-Ar*.
- IGN. (2021). *Definición de Áreas de Montaña de la República Argentina, de la Parte Continental Americana e Islas Georgias del Sur*.
- INDEC. (2010). *Censo nacional de población, hogares y vivienda*.
- INDEC. (2015). *Unidades Geográficas del Sistema Estadístico Nacional*. Ministerio de Economía y Finanzas Públicas.

- Izquierdo, A. E., Foguet, J., & Ricardo Grau, H. (2015). Mapping and spatial characterization of Argentine High Andean peatbogs. *Wetlands Ecology and Management*, 23(5), Article 5. <https://doi.org/10.1007/s11273-015-9433-3>
- Jarvis, A., Reuter, H. I., Nelson, A., & Guevara, E. (2008). *Hole-filled SRTM for the globe Version 4, available from the CGIAR-CSI SRTM 90m Database*. <http://srtm.csi.cgiar.org>
- Jones, Harrison, S., Anderson, K., & Betts, R. A. (2018). Mountain rock glaciers contain globally significant water stores. *Scientific Reports*, 8(1), 2834.
- Jones, M. W., Sebestyen, S. D., Dymond, S. F., Ng, G. C., & Feng, X. (2023). Soil frost controls streamflow generation processes in headwater catchments. *Journal of Hydrology*, 617, 128801.
- Kääb, A. (2005). *Remote sensing of mountain glaciers and permafros creep*. Universität Zürich.
- Kalinic, M., & Krisp, J. M. (2018). *Kernel density estimation (KDE) vs. Hot-spot analysis—detecting criminal hot spots in the City of San Francisco*. Proceeding of the 21st Conference on Geo-Information Science.
- Kohler, T., Giger, M., Hurni, H., Ott, C., Wiesmann, U., von Dach, S. W., & Maselli, D. (2010). Mountains and climate change: A global concern. *Mountain Research and Development*, 30(1), 53-55.
- König, M., Winther, J. G., & Isaksson, E. (2001). Measuring snow and ice properties from satellite. *Reviews of Geophysics*, 39, 1-27.
- Körner, C. (2009). Global statistics of “mountain” and “alpine” research. *Mountain Research and Development*, 29(1), 97-102.

- Körner, C., Jetz, W., Paulsen, J., Payne, D., Rudmann-Maurer, K., & M Spehn, E. (2017). A global inventory of mountains for bio-geographical applications. *Alpine Botany*, *127*, 1-15.
- Körner, C., Paulsen, J., & Spehn, E. M. (2011). A definition of mountains and their bioclimatic belts for global comparisons of biodiversity data. *Alpine Botany*, *121*, 73-78.
- Lamprecht, A., Semenchuk, P. R., Steinbauer, K., Winkler, M., & Pauli, H. (2018). Climate change leads to accelerated transformation of high-elevation vegetation in the central Alps. *New Phytologist*, *220*(2), 447-459.
- Larsimont, R. S., Carballo Hiramatsu, O. A., & Ivars, J. D. (2018). *Las papas de la globalización: El complejo agroindustrial papero en el Valle de Uco, Mendoza, Argentina*. 182-199.
- Lavoie, R., Deslandes, J., & Proulx, F. (2016). Assessing the ecological value of wetlands using the MACBETH approach in Quebec City. *Journal for Nature Conservation*, *30*, 67-75.
- Lliboutry, L. (1998). Glaciers of Chile and Argentina. En R. S. Williams & J. G. Ferrigno (Eds.), *Satellite image atlas of glaciers of the world. South America*. (Vols. 1386-I). USGS.
- Ma, Y., Wu, H., Wang, L., Huang, B., Ranjan, R., Zomaya, A., & Jie, W. (2015). Remote sensing big data computing: Challenges and opportunities. *Future Generation Computer Systems*, *51*, 47-60.
- Malmros, J. K., Mernild, S. H., Wilson, R., Tagesson, T., & Fensholt, R. (2018). Snow cover and snow albedo changes in the central Andes of Chile and Argentina from

- daily MODIS observations (2000–2016). *Remote Sensing of Environment*, 209, 240-252. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.02.072>
- Marzeion, B., Cogley, J. G., Richter, K., & Parkes, D. (2014). Attribution of global glacier mass loss to anthropogenic and natural causes. *Science*. <https://doi.org/10.1126/science.1254702>
- Masiokas, M., Cara, L., Villalba, R., Pitte, P., Luckman, B., Toum, E., Christie, D., Le Quesne, C., & Mauget, S. (2019). Streamflow variations across the Andes (18–55 S) during the instrumental era. *Scientific Reports*, 9(1), 17879.
- Masiokas, M., Villalba, R., Luckman, B., Le Quesne, C., & Aravena, J. C. (2006). Snowpack variations in the Central Andes of Argentina and Chile, 1951-2005: Large-scale atmospheric influences and implications for water resources in the region. *Journal of Climate*, 19, 6334-6352.
- Masiokas, M., Villalba, R., Luckman, B., & Mauget, S. (2010). Intra- to multi-decadal variations of snowpack and streamflow records in the Andes of Chile and Argentina between 30° and 37°S. *Journal of Hydrometeorology*, 2, 822-831.
- Masson, T., Dumont, M., Mura, M. D., Sirguey, P., Gascoin, S., Dedieu, J.-P., & Chanussot, J. (2018). An assessment of existing methodologies to retrieve snow cover fraction from MODIS data. *Remote Sensing*, 10(4), 619.
- Mazzarino, M., & Finn, J. T. (2016). An NDVI analysis of vegetation trends in an Andean watershed. *Wetlands Ecology and Management*, 24, 623-640.
- Méndez, E. (2007). La vegetación de los Altos Andes II: Las Vegas del flanco oriental del Cordón del Plata (Mendoza, Argentina). *Boletín de la Sociedad Argentina de Botánica*, 42(3-4), 273-294.

- Méndez, E. (2011). La vegetación de los altos Andes: El flanco oriental del Cordón del Portillo (Tunuyán, Mendoza, Argentina). *Boletín de la Sociedad Argentina de Botánica*, 46(3-4), 317-353.
- Méndez, E. (2014). La Vegetación de los Altos Andes Centrales: Bardas Blancas-Paso Pehuenche (Malargüe, Mendoza, Argentina). *Boletín de la Sociedad Argentina de Botánica*, 49(2), Article 2. <https://doi.org/10.31055/1851.2372.v49.n2.7857>
- Méndez, E., Martínez Carretero, E., & Peralta, I. (2006). La vegetación del Parque Provincial Aconcagua (Altos Andes Centrales de Mendoza, Argentina). *Boletín de la Sociedad Argentina de Botánica*, 41(1-2), Article 1-2.
- Mernild, S. H., Beckerman, A. P., Yde, J. C., Hanna, E., Malmros, J. K., Wilson, R., & Zemp, M. (2015). Mass loss and imbalance of glaciers along the Andes Cordillera to the sub-Antarctic islands. *Global and Planetary Change*, 133, 109-119. <https://doi.org/10.1016/j.gloplacha.2015.08.009>
- Notarnicola, C. (2020). Hotspots of snow cover changes in global mountain regions over 2000–2018. *Remote Sensing of Environment*, 243, 111781.
- Ontivero, Carretero, E. M., & Perucca, L. (2022). Clasificación de humedales de montaña (Vegas) en los Andes Centrales de Argentina. *Boletín de la Sociedad Argentina de Botánica*, 57(1), 41-50.
- Ontivero, M. del V. (2015). *Caracterización biofísica de vegas de los Altos Andes Centrales de Argentina*.
- Ontivero, M. del V., & Martínez Carretero, E. E. (2013). *El ecosistema de vega en el corredor bioceánico (San Juan, Argentina) mediante el empleo de TIG*.

- Otto, M., Scherer, D., & Richters, J. (2011). Hydrological differentiation and spatial distribution of high altitude wetlands in a semi-arid Andean region derived from satellite data. *Hydrology and Earth System Sciences*, 15(5), 1713-1727.
- Palomo, I. (2017). Climate change impacts on ecosystem services in high mountain areas: A literature review. *Mountain Research and Development*, 37(2), 179-187.
- Paul, F., Barrand, N. E., Baumann, S., Berthier, E., Bolch, T., Casey, K., Frey, H., Joshi, S. P., Konovalov, V., Le Bris, R., Mölg, N., Nosenko, G., Nuth, C., Pope, A., Racoviteanu, A., Rastner, P., Raup, B., Scharrer, K., Steffen, S., & Winsvold, S. (2013). On the accuracy of glacier outlines derived from remote-sensing data. *Annals of Glaciology*, 54, 171-182. <https://doi.org/10.3189/2013AoG63A296>
- Peattie, R. (1936). *Mountain Geography Harvard*.
- Pecker Marcosig, I., & Trombotto Liaudat, D. (2021). Análisis de la dinámica de dos mallines de altura en Vallecitos, Cordón del Plata, Mendoza, Argentina en el periodo 2002-2019. *Acta Geológica Lilloana*, 1-24.
- Pepin, N., Bradley, R. S., Diaz, H. F., Baraer, M., Caceres, E. B., Forsythe, N., Fowler, H., Greenwood, G., Hashmi, M. Z., Liu, X. D., Miller, J. R., Ning, L., Ohmura, A., Palazzi, E., Rangwala, I., Schöner, W., Severskiy, I., Shahgedanova, M., Wang, M. B., ... Yang, D. Q. (2015). Elevation-dependent warming in mountain regions of the world. *Nature Climate Change*, 5(5), Article 5. <https://doi.org/10.1038/nclimate2563>
- Pidwirny, M. (2006). Inferential statistics: Regression and correlation. *Fundamentals of Physical Geography, 2nd Edition*. Retrieved September, 14, 2014.

- Polk, M. H., Young, K. R., Baraer, M., Mark, B. G., McKenzie, J. M., Bury, J., & Carey, M. (2017). Exploring hydrologic connections between tropical mountain wetlands and glacier recession in Peru's Cordillera Blanca. *Applied Geography*, 78, 94-103.
- Price, M. F. (1992). Patterns of the development of tourism in mountain environments. *GeoJournal*, 27, 87-96.
- QGIS Development Team. (2022). *QGIS Geographic Information System* [Software]. QGIS Association. <https://www.qgis.org>
- R Core Team, R. (2022). *R: A language and environment for statistical computing*.
- Rabatel, A., Dedieu, J.-P., & Vincent, C. (2005). Using remote-sensing data to determine equilibrium-line altitude and mass-balance time series: Validation on three French glaciers, 1994–2002. *Journal of Glaciology*, 51(175), Article 175.
- Racoviteanu, A. E., Paul, F., Raup, B., Khalsa, S. J. S., & Armstrong, R. (2009). Challenges and recommendations in mapping of glacier parameters from space: Results of the 2008 Global LandIce Measurements from Space (GLIMS) workshop, Boulder, Colorado, USA. *Annals of Glaciology*, 50(53), Article 53.
- Radić, V., & Hock, R. (2014). Glaciers in the Earth's hydrological cycle: Assessments of glacier mass and runoff changes on global and regional scales. *Surveys in Geophysics*, 35(3), Article 3. <https://doi.org/10.1007/s10712-013-9262-y>
- Ragettli, S., Immerzeel, W. W., & Pellicciotti, F. (2016). Contrasting climate change impact on river flows from high-altitude catchments in the Himalayan and Andes Mountains. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 113(33), 9222-9227.
- Rasmussen, M. B. (2019). Rewriting conservation landscapes: Protected areas and glacial retreat in the high Andes. *Regional Environmental Change*, 19(5), 1371-1385.

- Rau, F., Mauz, F., Mogt, S., Singh Khalsa, S. J., & Raup, B. (2005). *Illustrated GLIMS Glacier Classification*. GLIMS Regional Center 'Antarctic Peninsula'.
- Riggs, G. A., Hall, D. K., & Román, M. O. (2015). MODIS snow products collection 6 user guide. *National Snow and Ice Data Center: Boulder, CO, USA*, 66.
- Rivera, J., Penalba, O., Villalba, R., & Araneo, D. (2017). Spatio-temporal patterns of the 2010–2015 extreme hydrological drought across the Central Andes, Argentina. *Water*, 9(9), Article 9. <https://doi.org/10.3390/w9090652>
- Roig, F. A., Abraham, E. M., & Méndez, E. (2007). Vegetation belts, cold and soil freezing in the Central Andes of Mendoza, Argentina. *Phytocoenologia*, 99-113.
- Rubio, M. C. (2018). *Servicios ecosistémicos de sistemas de humedales en tierras secas: Su abordaje para el conocimiento territorial*.
- Saavedra, F. A., Kampf, S. K., Fassnacht, S. R., & Sibold, J. S. (2017). A snow climatology of the Andes Mountains from MODIS snow cover data: A snow climatology of the Andes Mountains. *International Journal of Climatology*, 37(3), Article 3. <https://doi.org/10.1002/joc.4795>
- Saavedra, F. A., Kampf, S. K., Fassnacht, S. R., & Sibold, J. S. (2018). Changes in Andes snow cover from MODIS data, 2000–2016. *The Cryosphere*, 12(3), Article 3. <https://doi.org/10.5194/tc-12-1027-2018>
- Sagredo, E. A., & Lowell, T. V. (2012). Climatology of Andean glaciers: A framework to understand glacier response to climate change. *Global and Planetary Change*, 86-87, 101-109. <https://doi.org/10.1016/j.gloplacha.2012.02.010>
- Saldi, L. (2019). *Percepciones en entornos vitivinícolas: Análisis antropológico sobre los paisajes exhibidos desde bodegas élites en Valle de Uco, centro-oeste argentino*.

- Salomonson, V. V., & Appel, I. (2004). Estimating fractional snow cover from MODIS using the normalized difference snow index. *Remote sensing of environment*, 89(3), 351-360.
- Salomonson, V. V., & Appel, I. (2006). Development of the Aqua MODIS NDSI fractional snow cover algorithm and validation results. *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*, 44(7), 1747-1756.
- Sander, H. A., Ghosh, D., van Riper, D., & Manson, S. M. (2010). How do you measure distance in spatial models? An example using open-space valuation. *Environment and Planning B: Planning and Design*, 37(5), 874-894.
- Scotti, R., Brardinoni, F., Alberti, S., Frattini, P., & Crosta, G. B. (2013). A regional inventory of rock glaciers and protalus ramparts in the central Italian Alps. *Geomorphology*, 186, 136-149.
- Sosa, H., & Guevara, B. (2017). Subregión Vegas y lagunas altoandina. *Regiones de humedales de la Argentina*, 83-92.
- Squeo, F. A., Warner, B. G., Aravena, R., & Espinoza, D. (2006). Bofedales: High altitude peatlands of the central Andes. *Revista Chilena de Historia Natural*, 79(2), Article 2.
- Steinbauer, M. J., Grytnes, J., Jurasinski, G., Kulonen, A., Lenoir, J., Pauli, H., Rixen, C., Winkler, M., Bardy-Durchhalter, M., & Barni, E. (2018). Accelerated increase in plant species richness on mountain summits is linked to warming. *Nature*, 556(7700), 231-234.
- Tobler, W. R. (1979). Cellular geography. *Philosophy in geography*, 379-386.
- Toum, E. (2022). *Diseño hidrológico en cuencas montañosas del oeste argentino*. FRM-UTN.

- Viale, M., Bianchi, E., Cara, L., Ruiz, L. E., Villalba, R., Pitte, P., Masiokas, M., Rivera, J., & Zalazar, L. (2019). Contrasting Climates at Both Sides of the Andes in Argentina and Chile. *Frontiers in Environmental Science*, 7, 69. <https://doi.org/10.3389/fenvs.2019.00069>
- Viale, M., & Garreaud, R. (2014). Summer precipitation events over the western slope of the subtropical Andes. *Monthly Weather Review*, 142(3), 1074-1092.
- Viviroli, D., Archer, D. R., Buytaert, W., Fowler, H. J., Greenwood, G. B., Hamlet, A. F., Huang, Y., Koboltschnig, G., Litaor, M., & López-Moreno, J. I. (2011). Climate change and mountain water resources: Overview and recommendations for research, management and policy. *Hydrology and Earth System Sciences*, 15(2), 471-504.
- Viviroli, D., Dürr, H. H., Messerli, B., Meybeck, M., & Weingartner, R. (2007). Mountains of the world, water towers for humanity: Typology, mapping, and global significance. *Water Resources Research*, 43, 13. <https://doi.org/doi:10.1029/2006WR005653>
- Vuille, M., Franquist, E., Garreaud, R., Lavado Casimiro, W. S., & Cáceres, B. (2015). Impact of the global warming hiatus on Andean temperature. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 120(9), 3745-3757.
- Wagner, L. (2016). Conflictos socioambientales por megaminería en Argentina: Apuntes para una reflexión en perspectiva histórica. *Áreas. Revista Internacional de Ciencias Sociales*, 35, 87-99.
- Wheeler, D. C., & Páez, A. (2009). Geographically weighted regression. En *Handbook of applied spatial analysis: Software tools, methods and applications* (pp. 461-486). Springer.

- Wulder, M. A., Loveland, T. R., Roy, D. P., Crawford, C. J., Masek, J. G., Woodcock, C. E., Allen, R. G., Anderson, M. C., Belward, A. S., & Cohen, W. B. (2019). Current status of Landsat program, science, and applications. *Remote sensing of environment*, 225, 127-147.
- Wulder, M. A., White, J. C., Loveland, T. R., Woodcock, C. E., Belward, A. S., Cohen, W. B., Fosnight, E. A., Shaw, J., Masek, J. G., & Roy, D. P. (2016). The global Landsat archive: Status, consolidation, and direction. *Remote Sensing of Environment*, 185, 271-283. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.11.032>
- Zalazar, L., Ferri Hidalgo, L., Castro, M., Gargantini, H., Giménez, M., Pitte, P., Ruiz, L., Masiokas, M., & Villalba, R. (2017). Glaciares de Argentina: Resultados preliminares del Inventario Nacional de Glaciares. *Revista de Glaciares y Ecosistemas de Montaña*, 2, 13-22.
- Zalazar, L., Ferri, L., Castro, M., Gargantini, H., Gimenez, M., Pitte, P., Ruiz, L., Masiokas, M., Costa, G., & Villalba, R. (2020). Spatial distribution and characteristics of Andean ice masses in Argentina: Results from the first National Glacier Inventory. *Journal of Glaciology*, 66(260), 938-949.
- Zemp, M., Frey, H., Gärtner-Roer, I., Nussbaumer, S. U., Hoelzle, M., Paul, F., Haeberli, W., Denzinger, F., Ahlstrøm, A. P., Anderson, B., Bajracharya, S., Baroni, C., Braun, L. N., Caceres, B., Cassasa, G., Cobos, G., Dávila, L. R., Delgado Granados, H., Demuth, M., ... Vincent, C. (2015). Historically unprecedented global glacier decline in the early 21st century. *Journal of Glaciology*, 61(228), Article 228.
- Zemp, M., Huss, M., Thibert, E., Eckert, N., McNabb, R., Huber, J., Barandun, M., Machguth, H., Nussbaumer, S. U., & Gärtner-Roer, I. (2019). Global glacier mass

changes and their contributions to sea-level rise from 1961 to 2016. *Nature*, 568(7752), 382-386.

ANEXO 1

Anexo 1. Síntesis de trabajos sobre vegetación de alta montaña en los Andes Centrales de Argentina ordenados de norte a sur.

Área	Pisos altitudinales	Especies vegas	Fuente
Castaño Nuevo-Villa Corral y alrededores, Cuenca del río San Juan	A partir de los 3300 m aparecen las comunidades de la provincia Altoandina. Límite superior 3900.	<i>Polypogon mospeliensis</i> , <i>Polypogon interruptus</i> , <i>Veronica anagallis-aquatica</i> , <i>Calceolaria pinifolia</i> , <i>Cortaderia rudiusscula</i> , <i>Rorippa nasturtium-aquaticum</i> , <i>Erodium cicutarum</i> , <i>Phacelia secunda</i> , <i>P. brachyantha</i> , <i>Jarava neaei</i> , <i>Oenothera picensis</i> , <i>Oenothera santarii</i> y <i>Senecio viravira</i>	(Dalmasso & Márquez, 2018)
Corredor bioceánico – San Juan. Entre la Cordillera del Agua Negra y la Cordillera de Colangüil.	Biomás de Puna y Altoandino 2700 a 3700 msnm	<i>Juncus arcticus</i> , <i>Astragalus</i> sp., <i>Polypogon interruptus</i> , <i>Carex</i> , <i>Patosia clandestina</i> , <i>Werneria pygmaea</i> , <i>Caltha sagittata</i> , <i>Juncus depauperatus</i> , <i>Triglochin palustris</i> , <i>Carex subantarctica</i> , <i>Oxychloë andina</i> , <i>Juncusbalticus</i> , <i>Plantago tomentosa</i> subsp. <i>tomentosa</i> , <i>Hordeum halophyllum</i> , <i>Eleocharis</i> sp., <i>Potamogeton pectinatus</i> , <i>Myriophyllum brasiliense</i>	(Ontivero, & Martínez Carretero, 2013)
Parque Provincial Aconcagua, Cuenca del río Mendoza	<u>Provincia Alto Andina</u> - Piso alto andino inferior (2200-3200 msnm) - Piso altoandino medio o nival (3200-3800 msnm) - Alto andino Superior o Glacial (mayor 3800 msnm)	<i>Werneria pygmaea</i> , <i>Deyeuxia velutina</i> , <i>Mimulus luteus</i> , <i>Calceolaria luxurians</i> , <i>Ranunculus peduncularis</i> , <i>Oxychlöe bisexualis</i> , <i>Carex gayana</i>	(Méndez et al., 2006)
Flanco oriental del Cordón del Plata - Mendoza	<u>Vegas de baja altura</u> 1200 a 2000 msnm <u>Vegas de altura</u> 2000 a 3200 msnm	<i>Azolla filiculoides</i> , <i>Typha domingensis</i> , <i>Phragmites australis</i> , <i>Rorippa nasturtium-aquaticum</i> , <i>Veronica anagallis-aquatica</i> , <i>Schoenoplectus pungens</i> , <i>Juncus arcticus</i> , <i>Cortaderia rudiusscula</i> , <i>Juncus arcticus</i> , <i>Tamarix gallica</i>	(Méndez, 2007)

	Vegas de la tundra andina por encima de los 3200	Sciaromium sp., Deyeuxia vellutina, Deschampsia caespitosa, Calceolaria luxurians, Werneria pygmaea, Senecio bonariensis, Eleocharis albibracteata, Carex gayana, Trifolium repens	
Andes Centrales de Mendoza entre los 32° y 33° S, Cuenca del río Mendoza	Vegetación andina 2400 – 4200 msnm Tundra andina a partir de los 3100 – 3300 msnm	Werneria pygmaea, pratia repens, Gentianella magellanica, Scirpus macrolepis, Deyeuxia velutina, Oxychlœe bisexualis, Hordeum halophilum	(Roig et al., 2007)
Flanco Oriental Cordón del Portillo, Cuenca del río Tunuyán	Piso altoandino a partir de los 2950 msnm	No fueron consideradas las comunidades edáficas de vegetación de las vegas.	(Méndez, 2011)
Bardas Blancas-Paso Pehuenche, Malargüe, Mendoza, Argentina	Piso andino alto Andino-Altoandino (2500 –2800)	Vegas de altura: Ranunculus peduncularis, Geranium aff. sessiliflorum, Plantago barbata, Diplolepis nummulariifolia, Olsynium aff. Junceum	(Méndez, 2014)

ANEXO 2

Anexo 2. Cantidad de imágenes satelitales Landsat (5, 7, 8) utilizadas en el análisis de fluctuaciones de vegas altoandinas y hielo descubierto. Fechas correspondientes a los meses del verano (enero, febrero, marzo) entre los años 1986 y 2020.

Año	233_81			233_82			233_83			232_83			232_84			232_85			232_86			Total
	L5	L7	L8																			
1985	1			1			1			0			0			1			1			5
1986	3			3			4			4			4			4			4			26
1987	1			2			2			5			5			5			5			25
1988	4			4			4			4			5			3			0			24
1989	5			5			6			3			2			1			0			22
1990	3			3			2			4			3			1			0			16
1991	4			5			5			5			5			2			0			26
1992	2			1			2			4			4			1			0			14
1993	5			5			5			5			5			2			0			27
1994	3			3			3			3			2			0			0			14
1995	2			1			2			1			1			0			0			7
1996	3			3			3			5			5			0			0			19
1997	3			3			1			1			2			1			0			11
1998	2			2			2			2			2			2			3			15
1999	4			4			4			5			4			5			4			30
2000	4	5		4	5		4	4		3	4		3	4		1	3		0	4		48
2001	5	5		5	4		5	2		5	5		5	5		4	4		4	4		62
2002	6	4		6	3		3	3		6	3		5	3		5	2		5	1		55
2003	0	5		0	6		0	6		0	6		0	5		0	5		0	5		38
2004	5	6		5	6		5	6		6	5		6	5		6	5		6	5		77
2005	5	6		4	6		5	6		6	6		6	5		6	5		6	6		78
2006	3	5		3	5		3	5		3	6		3	5		3	5		3	5		57
2007	6	5		6	5		5	5		5	4		4	4		4	4		4	5		66
2008	5	6		4	6		4	6		4	6		3	6		3	6		3	6		68
2009	4	6		4	6		3	6		6	5		6	5		6	5		6	5		73
2010	4	6		4	6		4	6		2	4		2	5		3	5		3	5		59
2011	2	6		2	6		3	6		4	5		4	5		4	6		4	6		63
2012		5			5			5			6			6			6			6		39
2013		5	1		5	1		5			5			4			6			6		38
2014		6	6		6	6		6	6		5	6		5	6		5	6		5	6	80
2015		4	5		6	5		6	5		5	6		5	6		5	6		5	6	75
2016		6	5		6	5		6	5		5	6		5	6		5	6		5	5	76
2017		6	6		6	6		6	6		5	5		6	5		6	5		6	5	79
2018		5	6		5	6		5	6		6	5		6	5		6	5		6	5	77
2019		5	6		5	6		5	6		6	5		6	5		6	5		6	5	77
2020		6	6		6	6		6	6		5	6		5	6		5	6		5	6	80

1646

ANEXO 3

Anexo 3 a. Síntesis metodológica del capítulo 4.

Objetivo	Variable	Datos	Procesamiento
Delimitación de la alta montaña	Cuerpos de hielo	Mapa (ING)	Geoprocesamientos y cartografía
	Subcuencas	Mapa subcuencas (ING)	
	Vegas	Mapa de regiones de humedales de Argentina	
	Elevación	MDE-SRTM (90 m)	
Caracterización de la alta montaña	Elevación	MDE-AR v2.0 (30 m)	Alturas máximas, medias y mínimas. Gráficos.
	Temperatura (°C)	TerraClimate (4 km)	Valores medios anuales y mensuales (1986 -2020) en GEE. Gráficos y cartografía.
	Precipitación (mm)		
	Cobertura de nieve (%)	Imágenes MODIS (500 m)	Media mensual (2000 -2020) en GEE
	Cuerpos de hielo	Mapa de glaciares (ING)	Análisis estadísticos. Gráficos y cartografía.
	Vegas altoandinas	Investigaciones locales	Lectura de material bibliográfico
	Caudal de los ríos (m³/seg)	Sistema Nacional de Información Hídrica (SNIH)	Valores medios anuales m³/seg (2000-2020). Gráficos y cartografía.
Evolución de las principales variables hidro-climáticas (1986 - 2020)	Temperatura (°C)	TerraClimate (4 km)	Serie temporal interanual y variaciones espaciales (1986 - 2020) en GEE. Medias móviles y regresiones lineales simples. Gráficos y cartografía
	Precipitación (mm)		
	Caudal de los ríos (m³/seg)	Sistema Nacional de Información Hídrica (SNIH)	Serie temporal interanual (1986 -2020). Medias móviles y regresiones lineales simples.
	Cobertura de nieve	Imágenes MODIS (500 m)	Serie temporal interanual (2000 - 2020). Medias móviles y regresiones lineales simples. Gráficos.
Relevancia socio - económica	Distribución espacial de población en la alta montaña	INDEC	Análisis estadístico (2010). Cartografía.
	Distribución de la población adyacente con respecto a la montaña		Análisis de distancia (2010). Gráficos.
	Variación de la cantidad de habitantes según la distancia a la montaña	INDEC y SIAT	Análisis estadístico de series temporales (1991 -2010). Gráficos.
	Actividades económicas en relación a la montaña	Investigaciones locales	Lectura de material bibliográfico

Anexo 3 b. Evolución interanual de los valores medios de temperatura entre 1986 y 2020 según regresiones lineales simples.

Residuals:				
Min	1Q	Median	3Q	Max
-1.01040	-0.21230	-0.01899	0.18480	1.29084
Coefficients:				
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	-37.672991	13.670359	-2.756	0.00946 **
Año	0.019234	0.006825	2.818	0.00810 **
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				
Residual standard error: 0.4078 on 33 degrees of freedom				
Multiple R-squared: 0.194, Adjusted R-squared: 0.1696				
F-statistic: 7.943 on 1 and 33 DF, p-value: 0.008097				

Anexo 3 c. Evolución interanual de los valores medios de precipitación entre 1986 y 2020 según regresiones lineales simples.

Residuals:				
Min	1Q	Median	3Q	Max
-204.08	-100.50	-25.75	92.08	301.69
Coefficients:				
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	6099.758	4483.911	1.360	0.183
Año	-2.858	2.239	-1.277	0.211
Residual standard error: 133.8 on 33 degrees of freedom				
Multiple R-squared: 0.04707, Adjusted R-squared: 0.01819				
F-statistic: 1.63 on 1 and 33 DF, p-value: 0.2106				

Anexo 3 d. Evolución interanual de los valores medios de precipitación entre 2000 y 2020 según regresiones lineales simples.

Residuals:				
Min	1Q	Median	3Q	Max
-181.97	-75.43	-24.84	73.05	152.19
Coefficients:				
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	20921.359	7025.209	2.978	0.00773 **
Año	-10.223	3.495	-2.925	0.00869 **
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				
Residual standard error: 96.99 on 19 degrees of freedom				
Multiple R-squared: 0.3105, Adjusted R-squared: 0.2742				
F-statistic: 8.555 on 1 and 19 DF, p-value: 0.008689				

Anexo 3 e. Evolución interanual del caudal medio del río Mendoza entre 1986 y 2020 según regresiones lineales simples.

```

Residuals:
  Min   1Q Median   3Q   Max
-21.780 -8.403 -2.797  5.141 34.729
Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 68.4830892  7.3064829   9.373 7.99e-11 ***
end        -0.0018154  0.0005771  -3.146  0.0035 **
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
Residual standard error: 12.59 on 33 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.2307, Adjusted R-squared:  0.2074
F-statistic: 9.897 on 1 and 33 DF, p-value: 0.003497

```

Anexo 3 f. Evolución interanual del caudal medio del río Colorado entre 1986 y 2020 según regresiones lineales simples.

```

Residuals:
  Min   1Q Median   3Q   Max
-70.29 -28.16 -10.58  28.11 123.14
Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 193.971788  28.555416   6.793 9.55e-08 ***
end        -0.005088  0.002255  -2.256  0.0308 *
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
Residual standard error: 49.22 on 33 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.1336, Adjusted R-squared:  0.1074
F-statistic: 5.089 on 1 and 33 DF, p-value: 0.03083

```

ANEXO 4

En este anexo presentamos datos auxiliares en los análisis realizados en el capítulo

5.

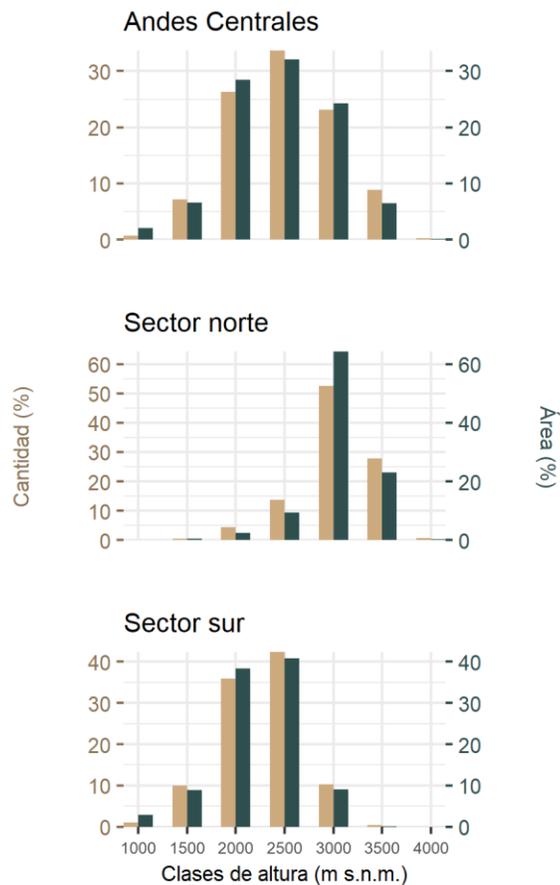
Anexo 4 a. Cantidad de imágenes Sentinel 2 utilizadas según año y tiles en el área de estudio en el mapeo de vegas altoandinas.

Tiles	2016	2017	2018	2019	2020	Total
19JCG	6	5	16	18	18	63
19JDG	8	12	32	36	36	124
19JCF	8	8	18	18	18	70
19JDF	10	18	35	36	36	135
19HCE	8	8	17	18	18	69
19HDE	10	17	34	36	36	133
19HCD	14	19	34	36	36	139
19HDD	12	18	34	36	36	136
19HCC	16	18	35	36	36	141
19HDC	16	18	35	36	36	141
19HCB	10	12	32	36	37	127
19HDB	16	14	34	36	37	137
19HCA	12	12	31	37	36	128
19HDA	10	12	31	37	36	126
19HCV	12	12	34	38	36	132
19HDV	4	7	18	19	17	65
Total	172	210	470	509	505	1866

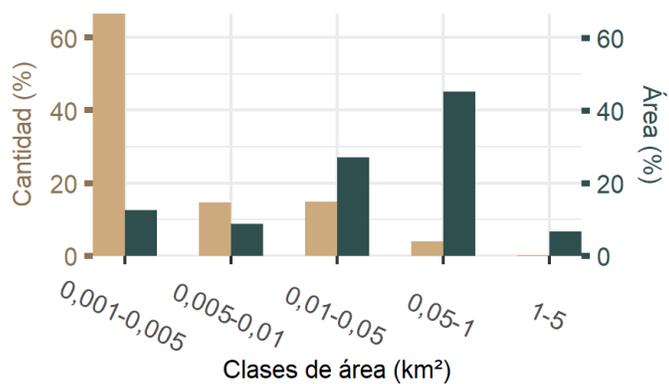
Anexo 4 b. Superficie cubierta con vegas altoandinas en números absolutos y relativos y distribución altitudinal según cuencas.

Cuenca	Cuencas (km ²)	Área Vegas (km ²)	% cubierto vegas	Altura media (msnm)		
				Máxima	Media	Mínima
1- R. San Juan	15257	91	0,60	4275	3318	1904
2- R. Mendoza	5278	4	0,07	3979	3134	2047
3- R. Tunuyán	4351	33	0,76	4115	3179	1532
4- R. Diamante	2554	31	1,23	3738	2886	1758
5- R. Atuel	2682	46	1,71	3631	2702	1810
6- R. Malargüe	725	11	1,56	3328	2673	1953
7- R. Colorado	8691	258	2,97	3527	2407	1187
Total	39538	475	1,20			

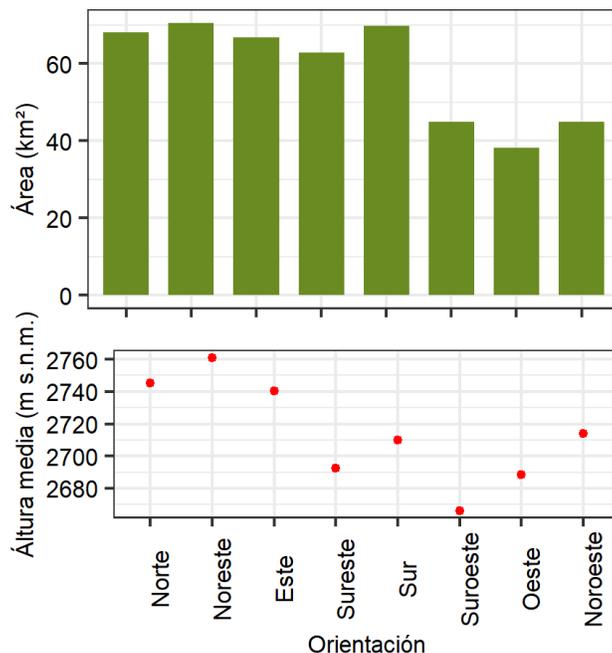
Anexo 4 c. Relación entre la cantidad de vegas y el área cubierta según clases de altura en el área de estudio y sectores norte y sur.



Anexo 4 d. Relación entre la cantidad de vegas altoandinas y el área cubierta según clases de área.



Anexo 4 e. Área cubierta y altura media de las vegas altoandinas según la orientación.



Anexo 4 f. Evolución de los valores de NDVI y área cubierta por vegas entre 1986 y 2020 según regresiones lineales simples.

NDVI				
Residuals:				
Min	1Q	Median	3Q	Max
-0.068124	-0.028916	0.002241	0.030266	0.066382
Coefficients:				
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	-0.0313272	1.2221924	-0.026	0.980
Año	0.0002275	0.0006102	0.373	0.712
Área				
Residuals:				
Min	1Q	Median	3Q	Max
-201.739	-97.152	0.281	82.151	306.982
Coefficients:				
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	2477.156	4296.978	0.576	0.568
Año	-1.014	2.145	-0.473	0.640
Residual standard error: 128.2 on 33 degrees of freedom				
Multiple R-squared: 0.006725, Adjusted R-squared: -0.02337				
F-statistic: 0.2234 on 1 and 33 DF, p-value: 0.6395				

Anexo 4 g. Evolución de los valores de NDVI y área cubierta por vegas entre 2000 y 2020 según regresiones lineales simples.

NDVI					
Residuals:					
Min	1Q	Median	3Q	Max	
-0.048628	-0.022655	0.005777	0.018048	0.050075	
Coefficients:					
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
(Intercept)	5.322212	2.070441	2.571	0.0187 *	
Año	-0.002432	0.001030	-2.361	0.0290 *	
Signif. codes: 0 '****' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1					
Residual standard error: 0.02858 on 19 degrees of freedom					
Multiple R-squared: 0.2269, Adjusted R-squared: 0.1862					
F-statistic: 5.577 on 1 and 19 DF, p-value: 0.02904					
Área					
Residuals:					
Min	1Q	Median	3Q	Max	
-167.330	-88.605	3.958	94.922	170.183	
Coefficients:					
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
(Intercept)	14083.662	7751.908	1.817	0.0851 .	
Año	-6.780	3.857	-1.758	0.0948 .	
Signif. codes: 0 '****' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1					
Residual standard error: 107 on 19 degrees of freedom					
Multiple R-squared: 0.1399, Adjusted R-squared: 0.09464					
F-statistic: 3.091 on 1 and 19 DF, p-value: 0.09484					

Anexo 4 h. Variaciones en el área promedio (5 años) cubierta con vegas altoandinas en las diferentes cuencas considerando el inicio y el final del período analizado.

Cuenca	Área (km ²)		Diferencia	
	1986-1986	2015-2019	Área (km ²)	%
1- R. San Juan	107	104	-4	-3
2- R. Mendoza	6	7	1	18
3- R. Tunuyán	54	53	-1	-2
4- R. Diamante	57	53	-4	-7
5- R. Atuel	90	78	-12	-13
6- R. Malargüe	8	7	-1	-10
7- R. Colorado	103	121	18	17
Total	425	423	-3	-1

Anexo 4 i. Variaciones en el área media cubierta por vegas por banda altitudinal en los Andes Centrales (1986-1990) y (2016-2020).

Banda altitudinal (msnm)	Área km ²			Diferencia (%)
	1986-1990	2016-2020	Diferencia	
1000-2000	5,6	4,8	-0,7	-13,39
2000-3000	237,5	228,1	-9,5	-3,98
3000-4000	182,0	189,5	7,4	4,08
4000-5000	0,3	0,4	0,1	30,03

Anexo 4 j. Variaciones en los valores medios de NDVI por banda altitudinal en los Andes Centrales (1986-1990) y (2016-2020).

Banda altitudinal (msnm)	NDVI			
	1986-1990	2016-2020	Diferencia	Diferencia (%)
1000-2000	0,408	0,372	-0,037	-9,01
2000-3000	0,425	0,420	-0,005	-1,14
3000-4000	0,394	0,442	0,048	12,15
4000-5000	0,398	0,404	0,006	1,57

Anexo 4 k. Correlación entre la evolución de los valores medios (1986-2020) del área y del NDVI con los de precipitación y temperatura según el test de Pearson.

<p>Área cubierta con vegas - Precipitación</p> <p>t = 3.3466, df = 33, p-value = 0.002053 alternative hypothesis: true correlation is not equal to 0 95 percent confidence interval: 0.2044243 0.7164427 sample estimates: cor 0.5033788</p>
<p>NDVI - Precipitación</p> <p>t = 3.4166, df = 33, p-value = 0.0017 alternative hypothesis: true correlation is not equal to 0 95 percent confidence interval: 0.2144657 0.7215158 sample estimates: cor 0.5111784</p>

<p>Área cubierta con vegas - Temperatura</p> <p>t = 0.41621, df = 33, p-value = 0.68 alternative hypothesis: true correlation is not equal to 0 95 percent confidence interval: -0.2674237 0.3959737 sample estimates: cor 0.07226273</p>
<p>NDVI - Temperatura</p> <p>t = 0.13552, df = 33, p-value = 0.893 alternative hypothesis: true correlation is not equal to 0 95 percent confidence interval: -0.3121156 0.3540480 sample estimates: cor 0.02358397</p>

Anexo 4 l. Relación entre la evolución de los valores medios de NDVI y el área cubierta por vegas, temperatura y precipitación entre 1986 y 2020 según regresiones lineales múltiples.

<p>NDVI (variable dependiente) Temperatura y precipitación (variables explicativas)</p>
<p>Residuals: Min 1Q Median 3Q Max -0.09488 -0.01903 0.00373 0.02244 0.04439</p> <p>Coefficients: Estimate Std. Error t value Pr(> t) (Intercept) 3.696e-01 1.958e-02 18.881 < 2e-16 *** Precipitación 1.369e-04 4.049e-05 3.380 0.00192 ** Temperatura 3.816e-03 1.222e-02 0.312 0.75675 Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1 Residual standard error: 0.03184 on 32 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.2635, Adjusted R-squared: 0.2175 F-statistic: 5.726 on 2 and 32 DF, p-value: 0.007487</p>
<p>Área cubierta por vegas (variable dependiente) Temperatura y precipitación (variables explicativas)</p>
<p>Coefficients: Estimate Std. Error t value Pr(> t) (Intercept) 244.0075 68.9644 3.538 0.00126 ** Temperatura 27.1446 43.0303 0.631 0.53264 Precipitación 0.4767 0.1426 3.342 0.00213 ** Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1 Residual standard error: 112.2 on 32 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.2626, Adjusted R-squared: 0.2165 F-statistic: 5.697 on 2 and 32 DF, p-value: 0.007649</p>

ANEXO 5

En este anexo presentamos datos auxiliares en los análisis realizados en el capítulo

6.

Anexo 5 a. Cantidad de imágenes Sentinel 2 utilizadas según año y tiles en el área de estudio en el mapeo de hielo descubierto.

Tiles	2020
19JCG	18
19JDG	36
19JCF	18
19JDF	36
19HCE	18
19HDE	36
19HCD	36
19HDD	36
19HCC	36
19HDC	36
19HCB	37
19HDB	37
19HCA	36
19HDA	36
19HCV	36
19HDV	17
Total	505

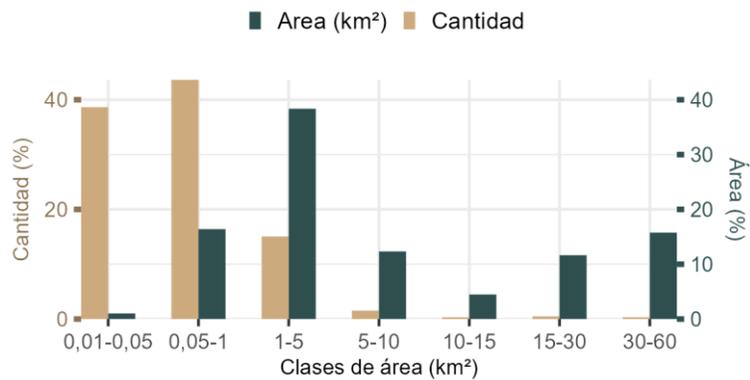
Anexo 5 b. Superficie de glaciares discriminada en hielo descubierto y cubierto en números absolutos y relativos y elevación según cuencas en el año 2020.

Cuenca	Área glaciar (km ²)			Área total (%)	Altura		
	Descubierto	Cubierto	Total		Máx.	Media	Mín.
1- R. San Juan	151.61	104.31	255.92	1.7	6696	5013	3625
2- R. Mendoza	177.73	307.48	485.21	9.2	6947	4728	3080
3- R. Tunuyán	140.41	189.13	329.53	7.6	6558	4709	3022
4- R. Diamante	20.59	32.04	52.63	2.1	5255	4106	3122
5- R. Atuel	38.76	48.79	87.55	3.3	4913	3791	2931
6-R. Malargüe	0.02	4.16	4.18	0.6	3858	3518	3226
7- R. Colorado	20.80	25.07	45.87	0.5	4698	3567	2676
Total	549.91	711	1260.89	3.2			

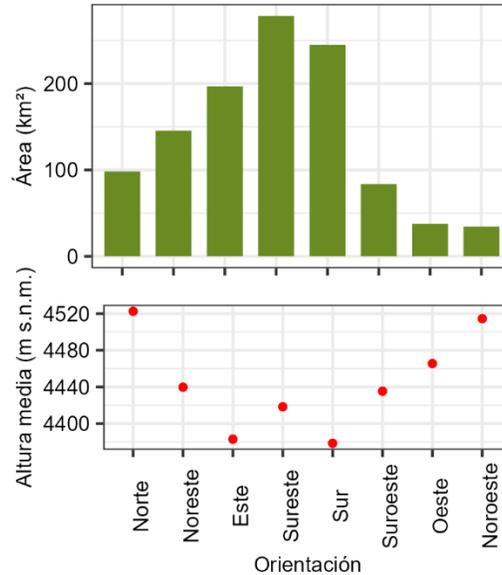
Anexo 5 c. Superficie cubierta con glaciares según datos de elevación en el área de estudio y sectores norte y sur en el año 2020. Datos de elevación obtenidos del MDE-Ar.



Anexo 5 d. Relación entre la cantidad de glaciares y el área cubierta según clases de área en el año 2020.



Anexo 5 e. Área cubierta y altura media de los glaciares según la orientación en el año 2020. Datos de altura y orientación obtenidos de MDE-Ar.



Anexo 5 f. Evolución de los valores de NDVI y área cubierta por vegas entre 1986 y 2020 según regresiones lineales simples.

NDSI
Residuals: Min 1Q Median 3Q Max -0.099055 -0.056473 0.001933 0.049445 0.118086
Coefficients: Estimate Std. Error t value Pr(> t) (Intercept) 9.083820 2.092172 4.342 0.000126 *** Año -0.004165 0.001045 -3.987 0.000349 *** Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1 Residual standard error: 0.06241 on 33 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.3251, Adjusted R-squared: 0.3047 F-statistic: 15.9 on 1 and 33 DF, p-value: 0.0003489
Área
Residuals: Min 1Q Median 3Q Max -414.53 -161.78 -56.16 142.27 527.79
Coefficients: Estimate Std. Error t value Pr(> t) (Intercept) 31247.877 7917.036 3.947 0.000391 *** Año -15.077 3.953 -3.814 0.000568 *** Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1 Residual standard error: 236.2 on 33 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.306, Adjusted R-squared: 0.285 F-statistic: 14.55 on 1 and 33 DF, p-value: 0.0005679

Anexo 5 g. Variaciones en el área con hielo descubierto (1986-2020) y cambio de espesor (2000-2020) en las diferentes cuencas considerando el inicio y el final del período analizado.

Los datos de superficie fueron obtenidos de imágenes Landsat (5, 7, 8) y los datos de espesor de (Hugonnet et al., 2021).

Cuenca	Área (km ²)				Cambio espesor (m a-1) 2000-2020
	1986-1990	2016-2020	Diferencia	Diferencia (%)	
1- R. San Juan	337,8	220,4	-117,4	-34,7	-0.17
2- R. Mendoza	452,7	323,9	-128,8	-28,4	-0.09
3- R. Tunuyán	344,3	257,5	-86,7	-25,2	-0.12
4- R. Diamante	104,9	50,0	-54,9	-52,4	-0.14
5- R. Atuel	194,1	90,6	-103,5	-53,3	-0.17
6- R. Malargüe	2,3	0,3	-2,0	-88,0	ND
7- R. Colorado	96,8	35,8	-61,0	-63,0	-0.14
Total	1532,9	978,5	-554,4	-36,2	-0.13

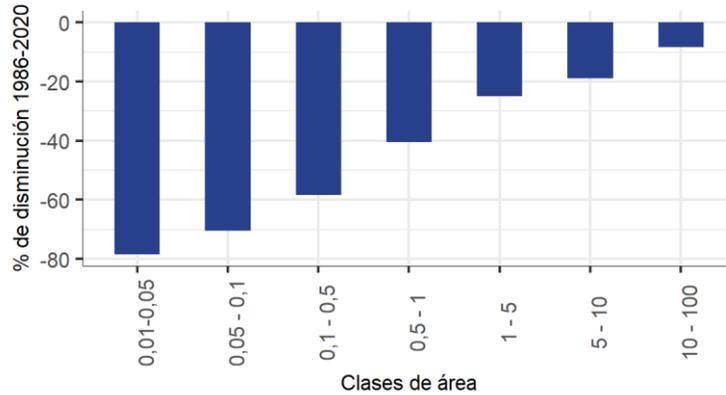
Anexo 5 h. Variaciones en el área cubierta por vegas por banda altitudinal en los Andes Centrales según área media (1986-1990 y (2016-2020).

Datos de área obtenidos a partir de imágenes Landsat (5, 7, 8) y de elevación del MDE-Ar.

Banda altitudinal (msnm)	Área			
	1986-1990 (km ²)	2016-2020 (km ²)	Diferencia	Diferencia (%)
2000-3000	1,7	0,2	-1,6	-91,31
3000-4000	329,3	135,1	-194,2	-58,97
4000-5000	813,0	513,3	-299,8	-36,87
5000-6000	370,4	313,4	-57,0	-15,38
6000-7000	18,4	16,5	-1,9	-10,18
Total	1532,9	978,5	-554,4	-36,2

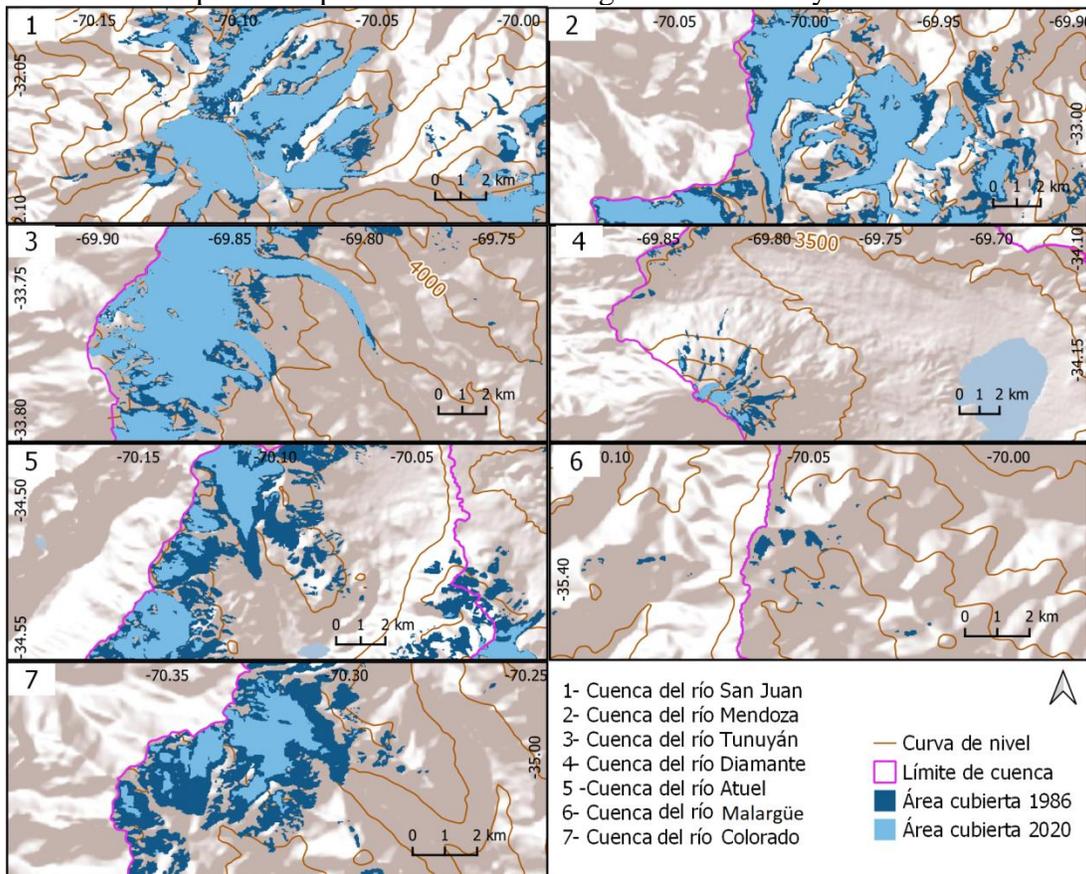
Anexo 5 i. Porcentaje de disminución en el área en cuerpos de hielo descubierto clasificados de acuerdo a la superficie inicial (1986).

Datos obtenidos a partir del procesamiento de imágenes Landsat (5, 7, 8).



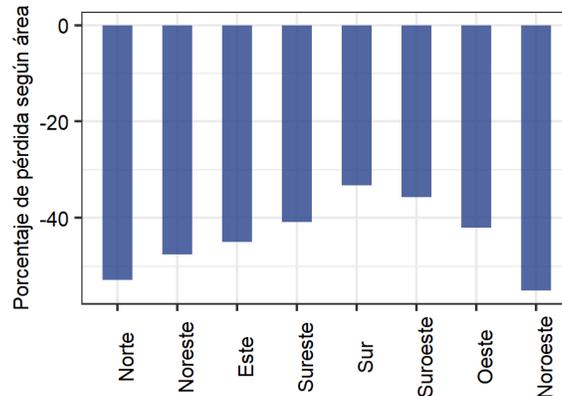
Anexo 5 j. Variaciones en el área de algunos glaciares representativos de las diferentes cuencas ordenadas de norte a sur, entre los años 1986 y 2020.

Datos obtenidos a partir del procesamiento de imágenes Landsat 5 y 8.



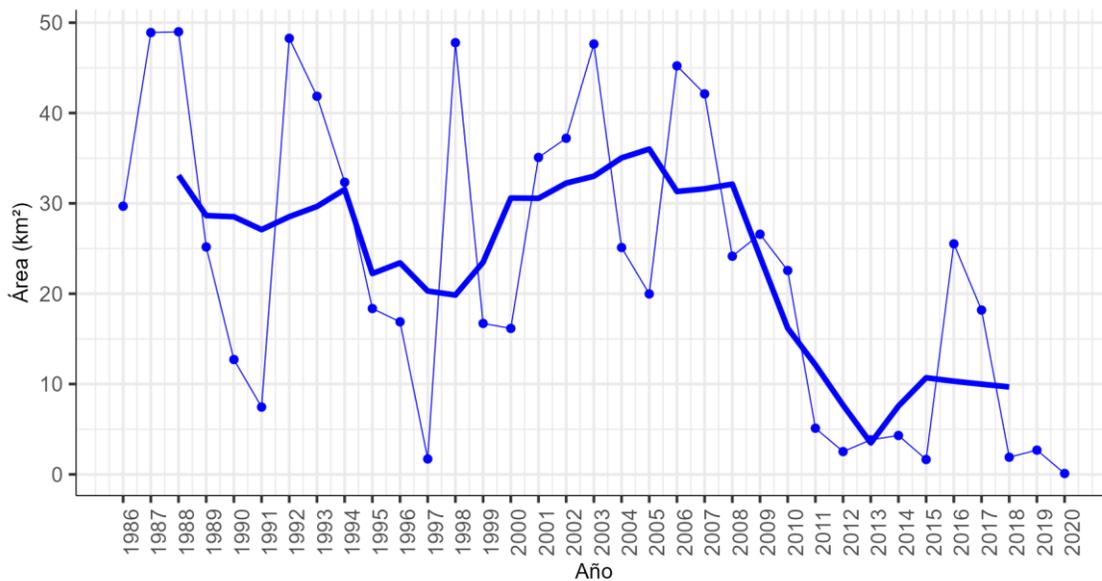
Anexo 5 k. Áreas con hielo descubierto desaparecidas entre 1986-2020 clasificadas según la orientación.

Datos de superficie obtenidos a partir de procesamiento de imágenes Landsat (5, 7, 8) y los valores de orientación del MDE-Ar.



Anexo 5 l. Evolución de la superficie de los glaciares desaparecidos entre 1986 y 2020.

Datos obtenidos a partir del procesamiento de imágenes Landsat (5, 7 y 8).



Anexo 5 m. Correlación entre la evolución de los valores medios (1986-2020) del área con hielo descubierto y del NDSI con los de precipitación y temperatura según el test de Pearson.

<p>Área con hielo descubierto - Precipitación</p> <p>t = 7.0274, df = 33, p-value = 4.86e-08</p> <p>alternative hypothesis: true correlation is not equal to 0</p> <p>95 percent confidence interval:</p> <p>0.5943325 0.8803430</p> <p>sample estimates:</p> <p>cor</p> <p>0.7742347</p>

NDSI - Precipitación
t = 5.1253, df = 33, p-value = 1.275e-05 alternative hypothesis: true correlation is not equal to 0 95 percent confidence interval: 0.4272935 0.8175993 sample estimates: cor 0.6657423
Área con hielo descubierto - Temperatura
t = -1.4199, df = 33, p-value = 0.165 alternative hypothesis: true correlation is not equal to 0 95 percent confidence interval: -0.5307563 0.1014046 sample estimates: cor -0.2399505
NDSI - Temperatura
t = -1.8628, df = 33, p-value = 0.07141 alternative hypothesis: true correlation is not equal to 0 95 percent confidence interval: -0.58189576 0.02762065 sample estimates: cor -0.3084652

Anexo 5 n. Relación entre la evolución de los del área con hielo descubierto y valores medios de NDSI, temperatura y precipitación entre 1986 y 2020 según regresiones lineales múltiples.

Área cubierta por vegas (variable dependiente)
Temperatura y precipitación (variables explicativas)
Residuals: Min 1Q Median 3Q Max -288.46 -113.95 -37.52 120.24 453.15
Coefficients: Estimate Std. Error t value Pr(> t)
(Intercept) 564.4115 106.0431 5.322 7.77e-06 ***
Temperatura -127.5744 66.1655 -1.928 0.0628 .
Precipitación 1.5822 0.2193 7.214 3.42e-08 ***
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
Residual standard error: 172.5 on 32 degrees of freedom
Multiple R-squared: 0.6411, Adjusted R-squared: 0.6187
F-statistic: 28.58 on 2 and 32 DF, p-value: 7.568e-08

NDSI (variable dependiente)				
Temperatura y precipitación (variables explicativas)				
Residuals:				
Min	1Q	Median	3Q	Max
-0.10455	-0.04047	0.01076	0.03211	0.09932
Coefficients:				
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	6.458e-01	3.285e-02	19.658	< 2e-16 ***
Temperatura	-4.652e-02	2.050e-02	-2.269	0.0301 *
Precipitación	3.619e-04	6.795e-05	5.327	7.68e-06 ***
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				
Residual standard error: 0.05343 on 32 degrees of freedom				
Multiple R-squared: 0.5204, Adjusted R-squared: 0.4904				
F-statistic: 17.36 on 2 and 32 DF, p-value: 7.836e-06				

ANEXO 6

En este anexo presentamos datos auxiliares en los análisis realizados en el capítulo

7.

Anexo 6 a. Correlación entre las variaciones espaciales de los valores de NDVI, temperatura y precipitación entre 1986 y 2020 y la distancia de las vegas al hielo descubierto (1986) según test de Pearson.

NDVI – distancia al hielo descubierto
t = -7.7974, df = 1326, p-value = 1.271e-14 alternative hypothesis: true correlation is not equal to 0 95 percent confidence interval: -0.2602448 -0.1573637 sample estimates: cor -0.2093836
NDVI - precipitación
t = -6.2439, df = 1326, p-value = 5.733e-10 alternative hypothesis: true correlation is not equal to 0 95 percent confidence interval: -0.2207880 -0.1162675 sample estimates: cor -0.1690029
NDVI - temperatura
t = -4.8236, df = 1326, p-value = 1.573e-06 alternative hypothesis: true correlation is not equal to 0 95 percent confidence interval: -0.18381059 -0.07807576 sample estimates: cor -0.1313166

Anexo 6 b. Relación entre las variaciones espaciales de los valores de NDVI (1986-2020) y la distancia de las vegas al hielo descubierto (1986) según regresiones lineales simples.

NDVI (variable dependiente)
Distancia de las vegas al hielo descubierto (variable explicativa)
Residuals: Min 1Q Median 3Q Max -0.0069276 -0.0007856 -0.0000197 0.0007776 0.0077955
Coefficients: Estimate Std. Error t value Pr(> t) (Intercept) 4.269e-05 5.921e-05 0.721 0.471

Distancia -4.874e-05 6.250e-06 -7.797 1.27e-14 ***
 Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
 Residual standard error: 0.001365 on 1326 degrees of freedom
 Multiple R-squared: 0.04384, Adjusted R-squared: 0.04312
 F-statistic: 60.8 on 1 and 1326 DF, p-value: 1.271e-14

Anexo 6 c. Relación entre las variaciones espaciales de los valores de NDVI, temperatura y precipitación (1986-2020) y la distancia de las vegas al hielo descubierto (1986) según regresiones lineales múltiples.

NDVI (variable dependiente) Distancia de las vegas al hielo descubierto y precipitación (variables explicativas)					
Residuals:					
Min	1Q	Median	3Q	Max	
-0.0067185	-0.0008180	-0.0000379	0.0007704	0.0079879	
Coefficients:					
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
(Intercept)	-2.027e-04	7.258e-05	-2.792	0.00531	**
Distancia	-4.570e-05	6.200e-06	-7.372	2.95e-13	***
Precipitación	-2.903e-03	5.080e-04	-5.714	1.36e-08	***
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1					
Residual standard error: 0.001349 on 1325 degrees of freedom					
Multiple R-squared: 0.06684, Adjusted R-squared: 0.06543					
F-statistic: 47.45 on 2 and 1325 DF, p-value: < 2.2e-16					
NDVI (variable dependiente) Distancia de las vegas al hielo descubierto, precipitación y temperatura (variables explicativas)					
Residuals:					
Min	1Q	Median	3Q	Max	
-0.0067686	-0.0008119	-0.0000304	0.0007664	0.0079566	
Coefficients:					
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
(Intercept)	5.745e-04	1.008e-03	0.570	0.568722	
Distancia	-4.584e-05	6.203e-06	-7.390	2.6e-13	***
Precipitación	-2.502e-03	7.261e-04	-3.446	0.000588	***
Temperatura	-4.706e-03	6.087e-03	-0.773	0.439549	
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1					
Residual standard error: 0.001349 on 1324 degrees of freedom					
Multiple R-squared: 0.06726, Adjusted R-squared: 0.06514					
F-statistic: 31.82 on 3 and 1324 DF, p-value: < 2.2e-16					

Anexo 6 d. Regresiones geográficamente ponderadas entre la evolución en los valores del NDVI (1986-2020) y la distancia de las vegas al hielo descubierto (1986).

NDVI (variable dependiente)						
Distancia de las vegas al hielo descubierto (variable explicativa)						
Kernel function: gwr.Gauss						
Adaptive quantile: 0.003247704 (about 4 of 1328 data points)						
Summary of GWR coefficient estimates at data points:						
	Min.	1st Qu.	Median	3rd Qu.	Max.	Global
X.Intercept.	-4.3042e-03	-8.2111e-04	-1.0414e-04	8.2583e-04	4.8283e-03	0
Distancia	-1.2490e-03	-1.9741e-04	-6.2482e-05	2.1583e-05	6.5907e-04	0
Number of data points: 1328						
Effective number of parameters (residual: 2traceS - traceS'S): 334.539						
Effective degrees of freedom (residual: 2traceS - traceS'S): 993.461						
Sigma (residual: 2traceS - traceS'S): 0.001053331						
Effective number of parameters (model: traceS): 236.5986						
Effective degrees of freedom (model: traceS): 1091.401						
Sigma (model: traceS): 0.001004958						
Sigma (ML): 0.000911048						
AICc (GWR p. 61, eq 2.33; p. 96, eq. 4.21): -14246.46						
AIC (GWR p. 96, eq. 4.22): -14589.13						
Residual sum of squares: 0.001102251						
Quasi-global R2: 0.5733117						