

**ANÁLISIS MULTITEMPORAL DEL RETROCESO GLACIAR DEL
VOLCÁN NEVADO DEL HUILA POR MEDIO DE IMÁGENES
SATELITALES PARA EL PERIODO 2000-2022**

German Andrés Díaz Gelves

Trabajo de grado presentado como requisito parcial para optar al título de Especialista
en Sistemas de Información Geográfica

Análisis y Modelamiento Espacial

Grupo de Investigación y Desarrollo en Informática y Telecomunicaciones

Universidad de Manizales

Facultad de Ciencias e Ingeniería

Especialización en Sistemas de Información Geográfica

Manizales, 2024

Resumen

El presente trabajo analizó el retroceso glaciar en el Volcán Nevado del Huila entre 2000 y 2022, empleando imágenes satelitales Landsat. La delimitación de la zona glaciar para los distintos años se realizó mediante el procesamiento de las imágenes con herramientas SIG como ArcMap y QGIS. Adicionalmente, se desarrolló un algoritmo en Python que implementa el método de extrapolación de Richardson, con el fin de obtener proyecciones del área glaciar para 2025, 2027 y 2030 con el mayor grado de precisión. Los resultados del análisis multitemporal evidencian la continua y acelerada pérdida de la cobertura glaciar en el Nevado del Huila durante las últimas dos décadas. Asimismo, las proyecciones realizadas mediante la extrapolación matemática proveen estimaciones verosímiles sobre la magnitud del retroceso glaciar en los próximos años, constituyendo una herramienta útil para el monitoreo y la generación de alarmas tempranas.

Palabras clave: *Retroceso glaciar, imágenes satelitales, extrapolación, SIG, Python.*

Abstract

This study examined the glacial retreat in the Nevado del Huila Volcano from 2000 to 2022 using Landsat satellite images. The glacier area for different years was determined by processing the images with GIS tools such as ArcMap and QGIS. Additionally, an algorithm was created in Python utilizing the Richardson extrapolation method to obtain highly accurate projections of the glacier area for 2025, 2027, and 2030. The results of the analysis show that there has been a continuous and accelerated loss of glacier cover in Nevado del Huila over the last two decades. Furthermore, the mathematical extrapolation projections provide plausible estimates of the extent of glacial retreat in the upcoming years. This tool is valuable for monitoring and generating early warnings.

Keywords: *Glacial retreat, satellite images, extrapolation, GIS, Python.*

Contenido

	Pág.
1. INTRODUCCIÓN	9
1.1 DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA	9
1.2 FORMULACIÓN DEL PROBLEMA	10
1.3 JUSTIFICACIÓN	10
2. OBJETIVOS.....	13
2.1 OBJETIVO GENERAL.....	13
2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS	13
3. ANTECEDENTES.....	14
4. REFERENTE TEÓRICO.....	21
4.1 GLACIARES	21
4.2 ZONIFICACIÓN DE UN GLACIAR	21
4.3 RETROCESO GLACIAR	22
4.4 CAUSAS QUE A INFLUYEN EN EL RETROCESO GLACIAR	23
4.4.1 <i>Cambio climático</i>	23
4.4.2 <i>Actividad volcánica</i>	24
4.4.3 <i>Dinámicas glaciares</i>	24
4.5 TELEDETECCIÓN.....	25
4.5.1 <i>Teledetección Activa</i>	25
4.5.2 <i>Instrumentos de Teledetección Activa</i>	25
4.5.3 <i>Teledetección Pasiva</i>	26
4.5.4 <i>Instrumentos de Teledetección Pasiva</i>	27
4.5.5 <i>Resolución de imágenes de satélite</i>	27
4.5.6 <i>Resolución Espectral</i>	28
4.5.7 <i>Resolución Espacial</i>	29
4.5.8 <i>Resolución Temporal</i>	30
4.5.9 <i>Resolución Radiométrica</i>	30
4.6 NIVELES DE PROCESAMIENTO DE DATOS SATELITALES DE LANDSAT	31
4.6.1 <i>Tipos de Procesamiento Digital de imágenes</i>	32
4.7 INDICES ESPECTRALES	33
4.7.1 <i>Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)</i>	34
4.7.2 <i>Green Normalized Difference Vegetation Index (GNDVI)</i>	34
4.7.3 <i>Enhanced Vegetation Index (EVI)</i>	34
4.7.4 <i>Advanced Vegetation Index (AVI)</i> :.....	35
4.7.5 <i>Soil Adjusted Vegetation Index (SAVI)</i>	35
4.7.6 <i>Normalized Difference Moisture Index (NDMI)</i>	35
4.7.7 <i>Moisture Stress Index (MSI)</i>	36
4.7.8 <i>Green Coverage Index (GCI)</i>	36
4.7.9 <i>Normalized Burned Ratio Index (NBRI)</i>	36
4.7.10 <i>Bare Soil Index (BSI)</i>	37

4.7.11	<i>Normalized Difference Water Index (NDWI)</i>	37
4.7.12	<i>Normalized Difference Snow Index (NDSI)</i>	38
4.7.13	<i>Normalized Difference Glacier Index (NDGI)</i>	38
4.7.14	<i>Atmospherically Resistant Vegetation Index (ARVI)</i>	38
4.7.15	<i>Structure Insensitive Pigment Index (SIPI)</i>	39
4.8	PROCESAMIENTO DIGITAL DE IMÁGENES	40
4.9	RELACIÓN DE BANDAS	41
4.10	EXTRAPOLACIÓN DE RICHARDSON	42
4.11	ASPECTOS ESTADÍSTICOS FUNDAMENTALES EN EL ANÁLISIS DE DATOS	44
4.11.1	<i>La Media</i>	44
4.11.2	<i>Desviación estándar</i>	44
4.11.3	<i>Error estándar</i>	45
4.11.4	<i>Valor crítico</i>	46
4.11.5	<i>Margen de error</i>	46
4.11.6	<i>Coefficiente de determinación</i>	46
4.12	PYTHON	47
4.13	LIBRERIAS DE PYTHON	48
4.13.1	<i>Numpy</i>	48
4.13.2	<i>Matplotlib</i>	49
4.13.3	<i>Scipy</i>	49
4.13.4	<i>Scikit-learn</i>	50
5.	LOCALIZACIÓN	51
6.	METODOLOGÍA	53
6.1	ENFOQUE METODOLÓGICO Y TIPO DE INVESTIGACIÓN	53
6.2	PROCEDIMIENTO	53
6.2.1	<i>Fase 1:</i>	54
6.2.2	<i>Fase 2</i>	56
6.2.3	<i>Fase 3</i>	70
6.2.4	<i>Fase 4</i>	72
7.	RESULTADOS Y ANÁLISIS	76
7.1	FASE 1. SELECCIÓN DE IMÁGENES SATELITALES	76
7.2	FASE 2. TRATAMIENTO DIGITAL DE IMÁGENES	78
7.3	FASE 3. CÁLCULO RETROCESO GLACIAR	80
7.4	FASE 4: PROYECCIÓN ÁREA GLACIAR	87
8.	CONCLUSIÓN	94
9.	RECOMENDACIONES	97
10.	REFERENCIAS	98
11.	ANEXOS	104
11.1	CODIGO DE PYTHON PARA CÁLCULAR LA PROYECCIÓN DEL RETROCESO GLACIAR PARA LOS AÑOS 2023-2030	104

Lista de Ilustraciones

	Pág.
Ilustración 1 Esquema de zonificación de un glaciar.....	22
Ilustración 2 Resolución Espectral	28
Ilustración 3 Resolución Espacial de 1m, 10m y 30 m	29
Ilustración 4 Imágenes satelitales con diferentes resolución radiométricas	31
Ilustración 5 Firma espectral de la nieve en proceso de diagénesis	42
Ilustración 6 Ubicación Volcan Nevado del Huila, Colombia	52
Ilustración 7 Procedimiento segmento por fases.....	53
Ilustración 8 Delimitación zona de estudio para búsqueda de imágenes.....	54
Ilustración 9 Imágenes Landsat con problema de bandeo y solución por medio de QGIS	56
Ilustración 10 Proceso de recorte de zona de estudio.....	57
Ilustración 11 Proceso de recorte de zona de estudio.....	58
Ilustración 12 Resultado de recorte de zona de estudio.....	58
Ilustración 13 Proceso para Relación de bandas parte 1	63
Ilustración 14 Resultado relación de bandas.....	64
Ilustración 15 Gridcode con clasificación por relación de bandas	65
Ilustración 16 Reclasificación con valor Threshold.....	65
Ilustración 17 Conversión de Raster a Polígono	66
Ilustración 18 Polígono excluyendo áreas sin glaciar.....	67
Ilustración 19 Polígono resultante	67
Ilustración 20 Combinación de bandas empleada.....	68
Ilustración 21 Comparativa antes y después del suavizado manual de polígonos	69
Ilustración 22 Cálculo de Áreas para la superficie glaciar	71
Ilustración 23 Imágenes con problemas de visualización por nubosidad.....	77
Ilustración 24 Imágenes descartadas por problemas en el proceso de interpolación para llenado de gaps.....	78
Ilustración 25 Delimitación área glaciar por años del VNH.....	79
Ilustración 26 Retroceso glaciar VNH con la ausencia de datos	82
Ilustración 27 Retroceso glaciar VNH con información complementaria del IDEAM.....	84
Ilustración 28 Retroceso porcentual acumulado de la pérdida glaciar del VNH	85
Ilustración 29 Retroceso glaciar del VNH para el periodo entre 1989-2022, Colombia.....	86
Ilustración 30 Métodos de interpolación para el Retroceso glaciar del VNH	88
Ilustración 31 Retroceso glaciar del VNH para el periodo 2000-2022 con interpolación de datos faltantes.....	90
Ilustración 32 Retroceso glaciar del VNH para el periodo 2000-2030.....	92

Lista de tablas

	Pág.
Tabla 1 Resolución Espacial de algunos satelites	29
Tabla 2 Tiempo de revisita de algunos sensores	30
Tabla 3 Resolución Radiometrica de algunos satelites	30
Tabla 4 Índices Espectrales para el mapeo de coberturas de Nieve y Hielo mediante Imágenes Satelitales	39
Tabla 5 Subpaquetes de la librería SciPy	49
Tabla 6 Coordenadas de shapefile para recorte de zona de estudio	57
Tabla 7 longitudes de onda para Landsat 7	61
Tabla 8 Valores de clasificación de la nieve y hielo según satelites	62
Tabla 9 Listado de años de los que se obtuvo imagen satelital	76
Tabla 10 Imagenes landsat usadas y descartadas	77
Tabla 11 Imagenes empleadas con su fecha de adquisición	78
Tabla 12 Áreas del VNH por cada uno de los años trabajados	80
Tabla 13 Diferencia entre periodos en años y meses	81
Tabla 14 Áreas cuantificadas por el IDEAM para el VNH.	82
Tabla 15 Áreas de retroceso glaciar en el VNH con información complementaria del IDEAM.....	83
Tabla 16 Tasa de cambio anual dentro del periodo 2000-2022 con la interpolación de años faltantes.....	89
Tabla 17 Proyección de áreas para los años 2023-2030	90
Tabla 18 Métricas del Ajuste Polinómico.....	91
Tabla 19 Proyección de retroceso glaciar para el periodo de años 2023-2030.....	92

1. Introducción

1.1 Descripción del problema

Los procesos de industrialización han generado una basta cantidad de soluciones a los problemas del mundo moderno, pero a su vez, han ocasionado unos nuevos, entre ellos se encuentra el calentamiento global, el cuál ha tenido un aumento acelerado en la temperatura del planeta. A causa de esto, los glaciares presentan cambios significativos como respuesta de las variaciones de las condiciones climáticas (Ariza, 2000); evidenciando un retroceso de la capa glaciár en toda la superficie terrestre; siendo este fenómeno un factor clave de estudio para la comprensión y posterior control de los efectos del calentamiento global. La investigación y entendimiento de estas zonas y como va aumentando año tras año la pérdida de masa glaciár, es un área de estudio con poca profundidad en Colombia, la cual no está excepta de estos cambios; los glaciares más representativos de la región (Nevado del Tolima, Nevado del Ruíz, Sierra Nevada de Santa Marta y Nevado del Huila), también conocidos como glaciares tropicales, han evidenciado una pérdida constante y progresiva a lo largo de los años, afectando el clima tanto a nivel local de estas zonas, como a nivel nacional.

1.2 Formulación del problema

Los Nevados en Colombia al ser zonas de gran interés social y cultural que afectan no solo a la comunidad debido a los cambios climatológicos y ambientales que pueden verse alterados por el deshielo, sino a su vez a las autoridades nacionales y locales que supervisan y protegen estas zonas naturales, en conjunto con las entidades gubernamentales (alcaldía y gobernación) para los cuales es de gran relevancia el estudio y análisis de las condiciones en las que se encuentran a la fecha estos glaciares.

Para esto, se realizará un análisis multitemporal de los últimos 22 años (2000-2022) con el fin de evidenciar el retroceso glaciar del Volcán Nevado del Huila, identificando las áreas con mayor afectación y cuantificando en qué nivel se encuentra el retroceso glaciar; y a partir de esta información realizar una proyección por medio de extrapolaciones de Richardson para los años posteriores del comportamiento del retroceso glaciar.

A partir de esto surgen las siguientes preguntas de investigación:

- ¿Qué tanto ha sido el retroceso glaciar desde el año 2000 hasta el 2022?
- ¿Cómo será el retroceso glaciar en los años 2025, 2027 y 2030?

1.3 Justificación

El cambio climático ha traído consigo grandes repercusiones para el planeta tierra, entre ellos están el aumento en la concentración de los Gases de Efecto

Invernadero (GEI), el deterioro de la capa de ozono, el aumento de la temperatura terrestre y la contaminación continua y descontrolada que se realiza sobre fuentes hídricas y recursos naturales, las cuales, casi en su totalidad, son efectos producidos por la actividad del ser humano, denominado actividades antrópicas (Ariza, 2000). El acelerado derretimiento de los glaciares se ha convertido en un tema ampliamente estudiado a lo largo de planeta, debido a la importancia que representa este fenómeno en la vida humana. Los nevados de Colombia representan el 0,16% de los glaciares en Sudamérica (IDEAM, 2020) de los cuales cuatro se encuentran en estructuras volcánicas “activas” y las dos restantes, se caracterizan como sierras nevadas y por su ubicación son denominados glaciares tropicales andinos.

La necesidad de estudiar estos glaciares y su comportamiento a lo largo del tiempo es una de las prioridades para el desarrollo humano, debido a que el conocimiento de estas zonas y las alteraciones presentadas permiten de manera más clara la toma de decisiones buscando mitigar los impactos generados por el deterioro de los mismos. El análisis multitemporal es una herramienta clave para este fin, la cual permite comparar de manera digital el grado de retroceso presentado en la capa glacial en un cierto periodo de tiempo y a partir de esta información se podría llegar a generar una estimación sobre el posible comportamiento glacial para años posteriores.

Los resultados de esta investigación proporcionarán una mejor visión sobre el Volcán Nevado del Huila desde inicios del siglo XXI hasta la fecha; generando un posible escenario de los cambios en el Nevado si las condiciones actuales siguen el mismo patrón de comportamiento, brindando a las autoridades ambientales y

Corporaciones Autónomas Regionales (CAR) generando la posibilidad de implementar medidas preventivas y correctivas entorno a los glaciares colombianos.

2. Objetivos

2.1 Objetivo general

Evaluar el retroceso glaciar del Volcán Nevado del Huila por medio de un análisis multitemporal de imágenes satelitales para calcular la cantidad de área glaciar perdida en el periodo de 2000 a 2022.

2.2 Objetivos específicos

- Buscar y recopilar las imágenes satelitales con mejor resolución espacial y visibilidad que permitan un correcto análisis de información.
- Realizar clasificaciones digitales por medio de el índice NDSI.
- Calcular el retroceso glaciar del Nevado del Huila de acuerdo al periodo estudio.
- Proyectar el comportamiento glaciar para los años 2025,2027 y 2030 por medio de extrapolaciones de Richardson.

3. Antecedentes

En el estudio realizado por (Carranza & Corcuera , 2017) su objetivo fue identificar el retroceso glaciar del nevado, empleando imágenes satelitales desde los sensores TM del satélite LANDSAT-5 y LANDSAT-8 con intervalo de tiempo de cuatro años, de 1988 a 2016, empleando el método de Diferencia Normalizada de la Nieve (NDSI).

La metodología utilizada en esta investigación se basó en la estimación de áreas por teledetección basado en el procesamiento e interpretación de las imágenes satelitales. Para el cálculo de las áreas se utilizó el (NDSI), que permite eliminar agua pro glaciar que inicialmente se considera como glaciar. Esta técnica multifractal permite definir un NDSI, en función del algoritmo aplicable para las bandas dos (verde) y cinco (infrarrojo) para las imágenes de LANDSAT-5 y para las bandas tres (verde) y seis (infrarrojo) en la imagen registrada del satélite LANDSAT-8.

Los resultados obtenidos mostraron una reducción de la superficie glaciar del 43% entre 1988 y 2016 con una tasa de retroceso promedio de 0,06 km²/año. De igual forma, aplicando el modelo de aproximación empírico basado en la superficie del glaciar, se observa una disminución paulatina del volumen glaciar de hasta un 47%.

La conclusión de este estudio muestra que en todos los registros de análisis se observó una disminución en su área, siendo menor la pérdida parcial en los últimos años, debido a que hay menos área por fundir en cada uno de los períodos.

(Castillo , 2017) realizó una investigación que relacionó factores ambientales como la temperatura y precipitación con la dinámica del glaciar Pastoruri, empleando la metodología basada en imágenes satelitales de LANDSAT-5 para determinar el retroceso glaciar en la zona de estudio y la delineación del área glaciar con SIG, la cuál se basa en la diferencia de bandas espectrales de acuerdo a su superficie, que para el caso de estudio es hielo y nieve para diferentes longitudes de onda en imágenes multiespectrales.

Los resultados demostraron la relación existente entre la temperatura, la precipitación y el área glaciar del nevado, siendo positivamente débil (estadísticamente); el análisis se realizó en un Intervalo de tiempo de cinco años. Para este análisis, se tomaron temperatura y precipitación como variables independientes y el área de estudio como variable dependiente, como resultado se encontró una relación inversamente proporcional donde a medida que la temperatura y la precipitación aumenta, el área glaciar se ve reducida.

Llegaron a la conclusión que existe una relación entre los factores ambientales del cambio climático y la dinámica de la montaña Pastoruri.

En la investigación “Análisis multitemporal del retroceso glaciar de los nevados de Colombia a través de la utilización de herramientas SIG” (Leiva, 2018) determinó la cantidad de área glaciar reducida de los Nevados en Colombia para el periodo de 1990 a 2017.

La metodología empleada se basa en calcular el área glaciar por medio de imágenes satelitales desde los sensores TM para LANDSAT-5, ETM para LANDSAT-7

y OLI/TIRS para LANDSAT-8 de la Sierra Nevada de Santa Marta, Sierra Nevada del Cocuy, Volcán Nevado del Huila, Volcán Nevado del Ruiz, Nevado Santa Isabel y Nevado del Tolima; a dichas imágenes se les aplicó una corrección atmosférica y posteriormente por medio de la herramienta PCI Geomatic se aplicó una clasificación supervisada. A partir de esto, se procedió a calcular el área glaciario de los nevados y el retroceso que han tenido.

De acuerdo a (Leiva, 2018) los resultados muestran reducciones para la Sierra Nevada de Santa Marta en un 49% del área glaciario (1986-2015), para el Nevado del Cocuy 61% (2000-2016), en el Nevado del Huila 55% (1999-2016), para el Volcán Nevado del Ruiz 82%, Nevado Santa Isabel 65% y para el Nevado del Tolima 81% para el periodo entre 2000 a 2010 de estos tres últimos.

Se concluye del estudio que el Volcán Nevado del Ruiz ha sufrido un proceso de desglaciación mucho mayor con respecto a los otros Nevados de Colombia con un 82% de pérdida en un periodo de 10 años, sin embargo el Nevado del Tolima con una pérdida del 81% en el mismo periodo de tiempo, es el más preocupante por ser el próximo a desaparecer, al registrar la menor cantidad de área, seguido por el Nevado Santa Isabel que ha tenido una pérdida del 61% y se registra como el segundo nevado más pequeño. En promedio se ha registrado una pérdida glaciario de 65% en los seis Nevados, durante un periodo de tiempo de 30 años evaluados entre 1986 y 2016 (Leiva, 2018).

(Gaita , 2017) realizó una investigación que tuvo por objeto caracterizar el estado actual de los recursos naturales en la microcuenca Lullán mediante los SIG's y

teledetección; lo que ha permitido formular alternativas de manejo y gestión integrada de la microcuenca ante el retroceso glaciar.

La metodología empleada se dividió en tres etapas: la primera consistió en recopilar información existente de la zona y alrededores, en la segunda se validó la información recolectada, y se hizo un levantamiento de información en campo evaluando parámetros físicos, biológicos y socioeconómico. Para posteriormente, en la tercera realizar el análisis e interpretación de las imágenes satelitales de LANDSAT por medio de la herramienta ArcGIS. A partir de esto, se cuantificó el grado de deglaciación y se determinó el grado de vulnerabilidad que tiene la microcuenca.

Los resultados generaron los mapas temáticos de Curvas hipsométricas de la microcuenca Lullán y mapas de coberturas para los años 1987, 2001, 2009 y 2014. Con esta información se calcularon las tasas de cambio entre cada uno de los años analizados, donde se estimó que la tasa de cambio de degradación entre 1987 a 2001 fue del -0.06% del año 2001 al 2009 de - 0.25 %, y - 2,79 % del 2009 al 2014 (Gaita , 2017).

Se concluyó que el retroceso de la cubierta glaciar en la microcuenca Lullán fue del 15% pasando de 25,91 km² a 21,86 km². Así mismo, la tasa de cambio de deglaciación anual se acelera con el tiempo mostrando un mayor incremento en los últimos cinco años.

(Maturana, 2015) en su investigación “Análisis del retroceso glaciar y su influencia en la disponibilidad de recurso hídricos en la cuenca del río Olivares, provincia Cordillera, Chile” planteó como objetivo estimar la variación del recurso

hídrico en esta cuenca a causa del retroceso glaciar y los posibles impactos causados en la hidrología de este sector.

La metodología se basó en el estudio de las variables que tienen relación en la deglaciación y la estimación de sus variaciones a través del tiempo; analizando a su vez las características y comportamiento de estos glaciares con el fin de determinar parámetros de descarga tanto del glaciar como de la cuenca, permitiendo generar modelos de escorrentía en intervalos de un año y para periodos de deshielo entre los meses de octubre y marzo, los cuales carecen de precipitaciones; una vez realizados los análisis se hace una proyección desde el año 2040 al 2070 teniendo como hipótesis un escenario de cambio climático extremo, como resultado se logró determinar una influencia directa entre los glaciares y la variación hídrica del río Olivares.

Se concluyó que la producción de los glaciares depende de la situación meteorológica e hidrológica que atraviesa el sector en estudio, evidenciando que para un año normal la producción de un glaciar es menor al de un año con escasas precipitaciones; al igual que la productividad también depende del tiempo de estudio si se realiza durante un año o solo para un periodo determinado de deshielo, este periodo está determinado por la cantidad de deshielo glaciar y derretimiento. A partir de esto, afirmaron que el realizar un análisis anual para periodos de 25 años se obtiene 9% más del escurrimiento glaciar y 15% con respecto a periodos de deshielo.

(Arias, 2021) en su estudio “Retroceso glaciar del Volcán Nevado Santa Isabel entre 1986 y 2020” buscó encontrar las aceleraciones del retroceso glaciar de la

criosfera temporal utilizando sistemas de información geográfica (SIG) y el software ArcGIS midiendo las distancias entre intersectos desde la línea base.

La metodología consistió en el análisis de imágenes satelitales de LANDSAT4-5, 7 y 8, ASTER y Sentinel con las cuales se calculó el área de cobertura glacial entre el periodo de estudio empleando la herramienta Digital Shoreline Analysis System (DSAS). El sistema permite calcular las tasas de cambio del terminus desde múltiples posiciones históricas del límite glacial por medio de líneas base que van desde la línea de origen hasta el transecto. Debido a la forma que tiene el Volcán fue necesario crear varias líneas base para buscar abarcar la mayor extensión del área de estudio.

Los resultados demuestran que en la mayoría de los tramos se presenta un aumento en el retroceso; para los tramos Sureste Norte, Sureste Sur y Oeste Centro se presentan aceleraciones alrededor de $0,68 \text{ m}^2/\text{año}$, aumentando el retroceso de la criosfera temporal del glaciar debido a que se puede presentar diferentes geoformas a diferencia de otros tramos. La zona Norte cima norte presenta el menor aumento ($0,058 \text{ m}^2/\text{año}$) de la tasa de retroceso debido probablemente a que se encuentra a una altura mayor a los 4.500 m.s.n.m. , lo que le permite disminuir la pérdida en la criósfera del glaciar, de acuerdo con la velocidad promedio de este de $13,85 \text{ m/año}$. Se puede observar también que en el tramo Este se presenta una aceleración negativa muy baja ($-0,08 \text{ m}^2/\text{año}$), es decir, una tasa de retroceso en disminución, que puede asociarse que en ese tramo la pérdida o deshielo de la criósfera del glaciar no ha cambiado con los años.

Se concluyó que el retroceso glaciar del Nevado Santa Isabel es positivo con base a la hipótesis planteada, esto debido a los valores de aceleración del retroceso en los diferentes sectores analizados, los cuales tienen valores de aceleración máxima de $0.68 \text{ m}^2/\text{año}$ y mínimos de $0.08 \text{ m}^2/\text{año}$.

4. Referente Teórico

4.1 Glaciares

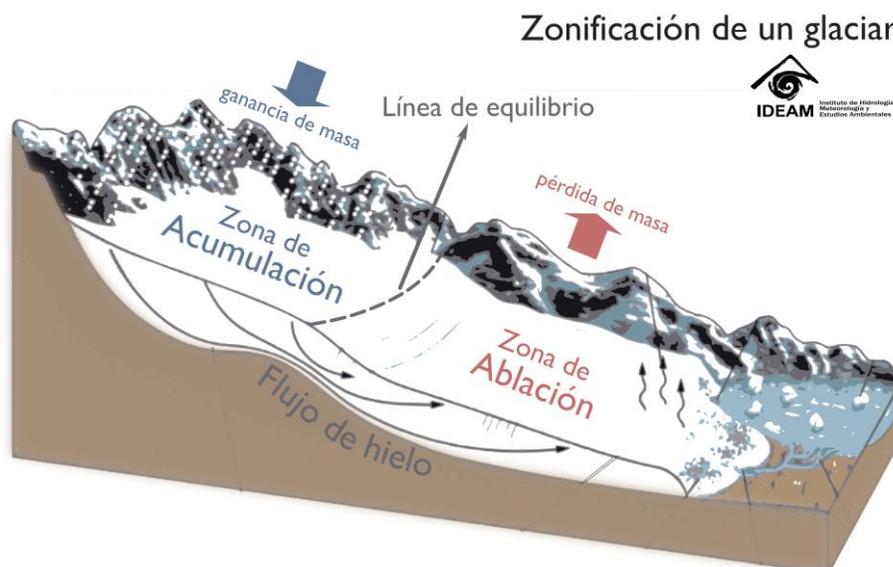
Los glaciares son masas de hielo y nieve que se encuentran en la Tierra y que se originan principalmente en regiones de alta latitud o altitud. Los glaciares se dividen en dos categorías principales: los glaciares continentales y los glaciares de montaña. Los glaciares continentales son masas de hielo que cubren grandes extensiones de tierra y se encuentran principalmente en la Antártida y en la Groenlandia. Los glaciares de montaña son masas de hielo que se encuentran en las montañas y se originan a partir de la acumulación de nieve durante el invierno. Los glaciares tienen un papel importante en el ciclo del agua y el ciclo del carbono, y son un indicador importante de los cambios globales que están ocurriendo en nuestro planeta. Según el Panel Intergubernamental sobre el Cambio Climático (IPCC, por sus siglas en inglés), "los glaciares y los niveles de nieve en la Tierra han disminuido en general en la última década debido al aumento de la temperatura media global" (IPCC, 2007).

4.2 Zonificación de un Glaciar

Los glaciares están compuestos por dos zonas principales en función de su altitud: la zona de alimentación, donde se forma, mantiene y alimenta el hielo a partir de la nieve, y la zona de ablación, donde el hielo se funde debido a las condiciones atmosféricas y crea pequeños drenajes o escorrentías superficiales que alimentan a los ríos. Estas dos zonas están separadas por la línea de equilibrio, donde la suma de la pérdida y la ganancia de masa es igual a cero. Estos componentes cambian constantemente su ubicación dentro del glaciar debido a factores como el tiempo y la

geografía. Es importante destacar que los glaciares son dinámicos y no son estáticos, sino que cambian de forma, se mueven y crecen o decrecen dependiendo de sus relaciones con el entorno. (IDEAM, Glaciares, 2021)

Ilustración 1 Esquema de zonificación de un glaciar



Nota. Esquema de zonificación de un glaciar con zona de acumulación, zona de ablación y línea equilibrio. [Ilustración], IDEAM, 2021, <http://www.ideam.gov.co/web/ecosistemas/glaciares>.

4.3 Retroceso Glaciar

El cambio climático está afectando a muchos ecosistemas en la Tierra, incluyendo a los glaciares, que son especialmente sensibles a los cambios en las temperaturas debido a la acción humana que produce gases de efecto invernadero. El retroceso glaciar es el proceso de pérdida de masa de hielo debido a un desequilibrio entre la zona de alimentación y la zona de ablación debido a factores atmosféricos o geológicos locales (Ceballos & Tobón, 2007). Los glaciares tienen un papel importante

en la hidrología, ya que proporcionan agua a las cuencas hidrográficas a través de la fusión del hielo, pero el cambio climático ha afectado su comportamiento natural, causando una mayor ablación y una menor acumulación de hielo. La fusión acelerada de los glaciares también puede tener consecuencias directas, como el aumento del nivel del mar.

4.4 Causas que influyen en el retroceso glaciar

Los glaciares colombianos son denominados "tropicales" debido a su ubicación en el ecuador, llegando a pensar que está es una posible causa del retroceso, aunque no es la única, ya que existen diversos factores que influyen de manera significativa en el proceso de desgaste de estos glaciares.

4.4.1 Cambio climático

El cambio climático global, caracterizado por el aumento generalizado de las temperaturas y alteraciones en los regímenes de precipitaciones, es uno de los impulsores clave del retroceso acelerado de glaciares tropicales como los del Nevado del Huila (Ceballos y otros, 2006). El calentamiento atmosférico constante incrementa el deshielo y fusión de los glaciares, mientras que la disminución de precipitaciones reduce la acumulación de nueva masa de hielo y nieve que compensarían dichas pérdidas (Navarro y otros, 2017). Específicamente, en las últimas décadas se ha registrado un incremento sostenido de aproximadamente 0.2°C por década en la temperatura del aire en los alrededores del volcán. Considerando la alta sensibilidad de

estas masas de hielo tropicales, estos cambios de temperatura están teniendo un efecto determinante en su contracción (Huggel y otros, 2007).

4.4.2 Actividad volcánica

La actividad volcánica persistente del Nevado del Huila, caracterizada por emisiones freáticas, fumarolas y flujos de calor procedentes de su cráter y sistema interno, es un factor clave que incrementa el deshielo y derretimiento de los casquetes glaciares que lo cubren (Huggel y otros, 2007). El calor generado continuamente por el sistema volcánico activo causa fusión basal acelerada del hielo en contacto con el edificio. Además, durante las erupciones, la expulsión y acumulación de grandes volúmenes de tefra (ceniza, lapilli, etc.) sobre la superficie de los glaciares, oscurece el hielo, reduce su albedo y causa un calentamiento y derretimiento mayor (Jordan y otros, 2005).

4.4.3 Dinámicas glaciares

Procesos internos como la retroalimentación positiva por exposición de roca y la acumulación de detritos sobre el hielo están acelerando el deshielo glaciar del Nevado del Huila (Sicart y otros, 2005). Conforme los glaciares retroceden, quedan expuestas áreas de roca oscura circundante al hielo remanente. Al tener menor albedo, esta roca absorbe más radiación solar y transfiere ese calor al hielo, potenciando el derretimiento. Asimismo, el movimiento glaciar y los derrumbes depositan escombros sobre la superficie del hielo, que lo aíslan y fragmentan, resultando en un rápido adelgazamiento y mayor fusión.

4.5 Teledetección

Se define como la forma de recopilar y analizar datos para obtener información de un objeto sin que un sensor tenga que estar en contacto directo con él (European Space Agency, 2019). También conocida como percepción remota es la obtención de información sobre un objeto desde una distancia. La teledetección se puede distinguir entre la teledetección activa y la teledetección pasiva en función de cómo trabaja el instrumento (EOS DATA ANALYTICS, 2021).

4.5.1 Teledetección Activa

Se considera teledetección activa al proceso de teledetección que funciona con su propia fuente de emisión o luz. Existen diferencias entre las longitudes de onda captadas, que son cortas (visible, NIR, MIR) y largas (microondas) (EOS DATA ANALYTICS, 2021)..

4.5.2 Instrumentos de Teledetección Activa

La teledetección activa implica el envío de señales hacia un objeto y la medición de la respuesta recibida. En este proceso, se utilizan microondas debido a su relativa inmunidad a las condiciones meteorológicas. Los sensores activos, como el radar, Lidar y altímetro láser, transmiten impulsos (ya sea ondas de radio, luz o láser) y determinan propiedades del objeto, como distancia, altura u otras condiciones atmosféricas (NASA Earth Observatory, 2021).

- Radar: Utiliza señales de radio para localizar objetos. La antena emite impulsos, y al encontrar un obstáculo, la energía dispersada hacia el sensor permite estimar la distancia al objetivo.
- Lidar: Determina la distancia utilizando pulsos luminosos. La transmisión de impulsos luminosos y la evaluación de la cantidad recuperada permiten calcular la ubicación y la distancia al objetivo, multiplicando el tiempo por la velocidad de la luz.
- Altimetro láser: Mide la elevación utilizando la misma tecnología que Lidar.
- Instrumentos de medición: Estiman el alcance mediante dispositivos idénticos en plataformas diferentes que se envían señales entre sí.
- Sonda: Estudia las condiciones meteorológicas emitiendo impulsos.
- Difusómetro: Dispositivo específico para medir la radiación retrodispersada.

4.5.3 Teledetección Pasiva

La teledetección pasiva no emite energía propia al objeto estudiado y depende de la energía natural, como la luz solar, que se refleja en el objetivo. Es efectiva solo con suficiente iluminación solar, ya que requiere una fuente de energía para detectar objetos. Los sensores pasivos utilizan diferentes combinaciones de bandas espectrales, como visible, infrarrojo cercano, térmico, entre otros, para medir la cantidad de energía reflejada o emitida por el objetivo. Estos sensores, como los multiespectrales o hiperespectrales, poseen múltiples canales que abarcan diversas longitudes de onda, tanto visibles como no visibles, permitiendo obtener información detallada sobre las propiedades del objeto o la superficie estudiada (EOS DATA ANALYTICS, 2021).

4.5.4 Instrumentos de Teledetección Pasiva

Los sensores remotos pasivos incluyen diversos instrumentos especializados que permiten medir distintas características de la radiación electromagnética emitida o reflejada por objetos o superficies. Algunos de los tipos más conocidos son (NASA Earth Observatory, 2021) :

- Espectrómetro: Distingue y analiza las bandas espectrales en la radiación electromagnética.
- Radiómetro: Determina la potencia de la radiación emitida por el objeto en rangos específicos de banda, como visible, infrarrojo y microondas.
- Espectrorradiómetro: Mide la potencia de la radiación en varios rangos de bandas espectrales.
- Radiómetro Hiperespectral: Este sensor pasivo preciso cuenta con una alta resolución y es capaz de distinguir cientos de bandas espectrales estrechas en regiones como visible, infrarrojo cercano y medio.
- Radiómetro de Imágenes: Escanea el objeto o superficie para reproducir imágenes detalladas.
- Sonda: Detecta condiciones atmosféricas en sentido vertical.
- Acelerómetro: Detecta cambios de velocidad por unidad de tiempo, ya sea en movimiento lineal o de rotación.

4.5.5 Resolución de imágenes de satélite

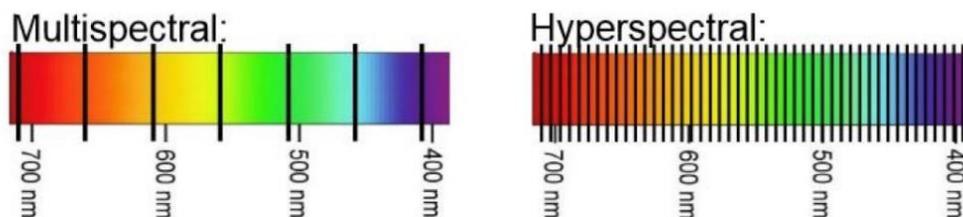
La salida de radiación (emitida o reflejada) de la superficie terrestre es un fenómeno continuo en 4 dimensiones (espacio, tiempo, longitud de onda y radiancia). Un sensor debe muestrear en este continuo discretizándolo. El modo en que esta discretización se lleva a cabo define los cuatro tipos de resolución con los que se trabaja en teledetección:

4.5.6 Resolución Espectral

La resolución de una imagen satelital está influenciada por la configuración de la órbita del satélite y el diseño del sensor. Diferentes sensores poseen resoluciones distintas, lo que significa que capturan detalles a diferentes niveles. La resolución espectral, determinada por el número y el ancho de las bandas espectrales de un sensor, también desempeña un papel clave. Una mayor resolución espectral implica bandas más angostas, permitiendo la detección de distintas partes de la superficie terrestre.

Las imágenes multiespectrales generalmente abarcan de 3 a 10 bandas, mientras que las imágenes hiperespectrales consisten en centenares o millares de bandas más angostas, lo que resulta en una resolución espectral más alta. Por otro lado, las imágenes pancromáticas se caracterizan por tener una sola banda ancha que abarca una amplia gama de longitudes de onda (NASA Earth Observatory, 2021).

Ilustración 2 Resolución Espectral



Nota. [Ilustración], Tomado de NASA Earth Observatory, 2021, https://appliedsciences.nasa.gov/sites/default/files/2023-03/Fundamentals_of_RS_Span.pdf

4.5.7 Resolución Espacial

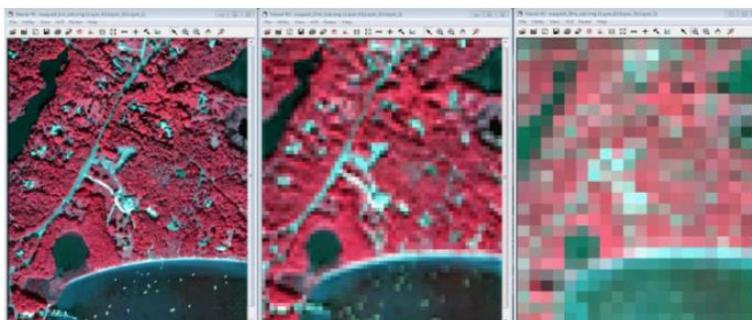
La resolución de una imagen satelital está determinada por la configuración de la órbita del satélite y el diseño del sensor, variando entre diferentes sensores. Esta resolución se refiere a la superficie que representa un píxel en la imagen, y objetos de tamaño subpíxel a veces pueden ser distinguibles. Normalmente se expresa como un valor único que representa la longitud de un lado de un cuadrado. A medida que la resolución espacial aumenta, menos área cubre un solo píxel, lo que permite capturar detalles más finos.

Tabla 1 Resolución Espacial de algunos satelites

Sensor	Resolución Espacial
DigitalGlobe (y otros)	< 1 m – 4 m
Landsat	30 m
MODIS	250 m – 1 km
GPM IMERG	10 km

Nota: [tabla]. Fuente: (NASA Earth Observatory, 2021)

Ilustración 3 Resolución Espacial de 1m, 10m y 30 m



Nota. [Ilustración], Tomado de NASA Earth Observatory, 2021, https://appliedsciences.nasa.gov/sites/default/files/2023-03/Fundamentals_of_RS_Span.pdf

4.5.8 Resolución Temporal

Es el tiempo que tarda un satélite para completar un ciclo de órbita, también llamado “tiempo de revisita”. Dicha resolución depende de las capacidades del satélite/sensor, la solapa del barrido y latitud. Algunos satélites tienen una mayor resolución temporal debido a que tienen la capacidad de maniobrar sus sensores y una mayor solapa de las latitudes mayores.

Tabla 2 Tiempo de revisita de algunos sensores

Sensor	Tiempo de Revisita
Landsat	16 días
MODIS	2 días
GPM IMERG	1-2 días

Nota: [tabla]. Fuente: (NASA Earth Observatory, 2021)

4.5.9 Resolución Radiométrica

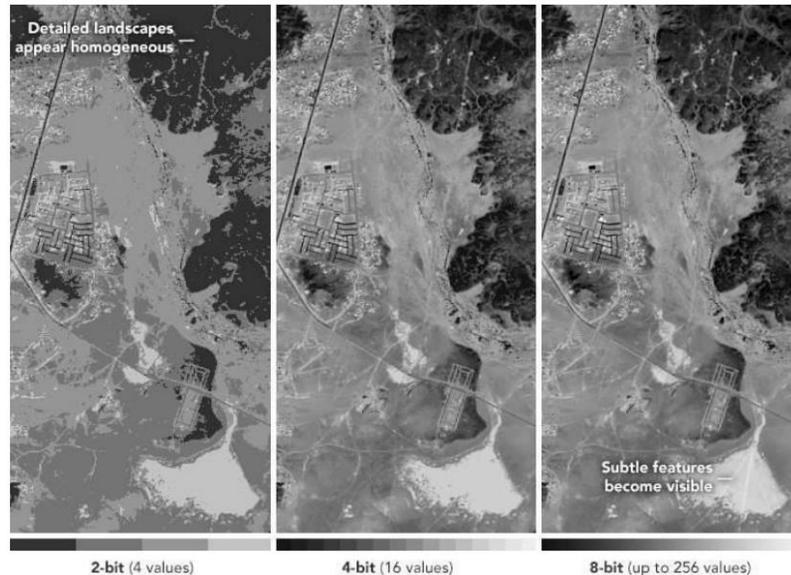
Describe la capacidad de un sensor para discriminar diferencias en energía (o radiancia). Una mayor resolución radiométrica indica una mayor sensibilidad del sensor a pequeñas variaciones en la energía detectada. Cuanto mayor sea este número, mejor será la capacidad del sensor para captar y distinguir sutiles diferencias en la radiancia.

Tabla 3 Resolución Radiométrica de algunos satélites

Sensor	Resolución	Niveles
Landsat OLI	12 bits	4096
AVHRR	10 bits	1024
Landsat TM	8 bits	256
Landsat MSS	6 bits	64

Nota: [tabla]. Fuente: (NASA Earth Observatory, 2021)

Ilustración 4 Imágenes satelitales con diferentes resolución radiométricas



Nota. Estas imágenes muestran la misma escena con diferentes niveles. De izquierda a derecha: 2 bits, 4 bits y 8-bits [Ilustración], Tomado de NASA Earth Observatory, 2021, https://appliedsciences.nasa.gov/sites/default/files/2023-03/Fundamentals_of_RS_Span.pdf

4.6 Niveles de Procesamiento de Datos Satelitales de Landsat

El procesamiento de imágenes satelitales Landsat implica varios niveles, cada uno destinado a diferentes etapas de preparación y análisis de los datos. Los niveles de procesamiento típicos para las imágenes satelitales Landsat son (NASA Earth Observatory, 2021):

- Nivel 0 (L0): Datos brutos de telemetría que se adquieren directamente del satélite. Incluyen información sobre la radiación electromagnética medida por los sensores.

- Nivel 1 (L1): Corrección radiométrica y geométrica de los datos brutos. Se obtiene una corrección atmosférica inicial y se rectifica la geometría de la imagen.
- Nivel 1T (L1T): Similar al Nivel 1, pero con una corrección geométrica mejorada para georreferenciar la imagen con mayor precisión.
- Nivel 2 (L2): Correcciones adicionales, incluida la eliminación de la atmósfera para mejorar la interpretación cualitativa de la imagen. Se proporcionan datos en unidades reflectivas.
- Nivel 3 (L3): Mosaicos y composiciones de imágenes de varios pases y fechas, facilitando la comparación y análisis a nivel regional.
- Nivel 4 (L4): Imágenes procesadas y corregidas para condiciones específicas, como la detección de cambios o la monitorización de ciertos parámetros.
- Nivel 5 (L5): Datos procesados y derivados de análisis cuantitativos, como modelos de vegetación, clasificaciones del uso del suelo, o productos especializados.

4.6.1 Tipos de Procesamiento Digital de imágenes

Existen 4 tipos de correcciones aplicadas a las imágenes satelitales, estas son:

- Corrección Geométrica: Esta corrección consiste en asignar a cada pixel su coordenada geográfica correspondiente (Copé de los Mozos, 2014).
- Corrección Radiométrica: Consiste en convertir los niveles digitales a radiación recibida por el sensor (Copé de los Mozos, 2014).

- **Corrección Atmosférica:** Esta corrección se aplica para eliminar las interferencias producidas por la absorción, dispersión y refracción (Copé de los Mozos, 2014).
- **Corrección Topográfica:** Corrigen las diferencias de radiación entre zonas de solana y umbría (Copé de los Mozos, 2014).

4.7 Índices Espectrales

Los índices espectrales son medidas que se utilizan para evaluar y comparar la reflectividad o transparencia de una superficie a diferentes longitudes de onda en el espectro electromagnético. Los índices espectrales se utilizan a menudo en la teledetección y la monitorización de la Tierra desde el espacio, ya que permiten obtener información sobre la composición, estructura y funcionamiento de los ecosistemas y la atmósfera. También se utilizan en otras aplicaciones, como la identificación de materiales y la caracterización de minerales (Muños Aguayo, 2013). Los índices espectrales se pueden calcular a partir de datos espectrales, que son medidas de la reflectividad o transparencia de una superficie a diferentes longitudes de onda. Los datos espectrales se pueden obtener utilizando instrumentos como espectrómetros o sensores espectrales. Una vez que se tienen los datos espectrales, se pueden calcular diferentes índices espectrales para evaluar diferentes aspectos de la superficie.

Los siguientes índices espectrales son los más usados en teledetección, extraídos de la recopilación de (Pucha Cofrep, 2021):

4.7.1 Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)

El Índice de Vegetación de la Diferencia Normalizada (NDVI) es un indicador numérico que utiliza las bandas espectrales roja y cercana al infrarrojo. El NDVI está altamente asociado con el contenido de vegetación. Los valores altos de NDVI corresponden a áreas que reflejan más en el espectro del infrarrojo cercano. Una mayor reflectancia en el infrarrojo cercano corresponde a una vegetación más densa y saludable (Sykas, 2020).

4.7.2 Green Normalized Difference Vegetation Index (GNDVI)

El Índice de Vegetación de la Diferencia Normalizada Verde (GNDVI) es una versión modificada del NDVI para que sea más sensible a la variación del contenido de clorofila en el cultivo. “Los valores más altos de correlación con el contenido de la hoja N y DM se obtuvieron con el índice GNDVI en todos los períodos de adquisición de datos y en ambas fases experimentales. ... GNDVI fue más sensato que NDVI para identificar diferentes tasas de concentración de clorofila, que está altamente correlacionada con el nitrógeno, en dos especies de plantas” (Gitelson, 1996).

4.7.3 Enhanced Vegetation Index (EVI)

El Índice de Vegetación Mejorado (EVI) es similar al NDVI y puede ser usado para cuantificar el verdor de la vegetación. Sin embargo, EVI corrige algunas condiciones atmosféricas y el ruido de fondo del dosel y es más sensible en áreas con vegetación densa. Incorpora un valor “L” para ajustar el fondo del toldo, valores “C”

como coeficientes de resistencia atmosférica y valores de la banda azul (B). Estas mejoras permiten el cálculo de índices como una relación entre los valores R y NIR, a la vez que reducen el ruido de fondo, el ruido atmosférico y la saturación en la mayoría de los casos (USGS, 2019).

4.7.4 Advanced Vegetation Index (AVI):

El Índice de Vegetación Avanzada (AVI) es un indicador numérico, similar al NDVI, que utiliza las bandas espectrales roja y cercana al infrarrojo. Al igual que el NDVI, el AVI se utiliza en estudios de vegetación para monitorear las variaciones de cultivos y bosques a lo largo del tiempo. Mediante la combinación multitemporal del AVI y el NDVI, los usuarios pueden discriminar diferentes tipos de vegetación y extraer características/parámetros fenológicos. (Sykas, 2020)

4.7.5 Soil Adjusted Vegetation Index (SAVI)

El Índice de Vegetación Ajustado al Suelo (SAVI) se utiliza para corregir el NDVI por la influencia del brillo del suelo en áreas donde la cobertura vegetativa es baja. El SAVI derivado de la reflectancia de la superficie del Landsat se calcula como una relación entre los valores R y NIR con un factor de corrección de la luminosidad del suelo (L) definido en 0.5 para acomodar la mayoría de los tipos de cobertura del suelo (USGS, 2019).

4.7.6 Normalized Difference Moisture Index (NDMI)

El Índice de Diferencia Normalizada de Humedad (NDMI) se utiliza para determinar el contenido de agua de la vegetación. Se calcula como una relación entre los valores NIR y SWIR de forma tradicional (USGS, 2019).

4.7.7 Moisture Stress Index (MSI)

El Índice de Estrés Hídrico se utiliza para el análisis de estrés en el dosel, la predicción de la productividad y el modelado biofísico. La interpretación del MSI se invierte en relación con otros índices de vegetación acuática; por lo tanto, los valores más altos del índice indican un mayor estrés hídrico de las plantas y, en inferencia, un menor contenido de humedad del suelo. Los valores de este índice van de 0 a más de 3, siendo el rango común para la vegetación verde de 0.2 a 2. (Sykas, 2020)

4.7.8 Green Coverage Index (GCI)

En la teledetección, el Índice de Clorofila se utiliza para estimar el contenido de clorofila en las hojas de diversas especies de plantas. El contenido de clorofila refleja el estado fisiológico de la vegetación; disminuye en las plantas estresadas y, por lo tanto, puede utilizarse como medida de la salud de las plantas (Sergieieva, 2019).

4.7.9 Normalized Burned Ratio Index (NBRI)

Los incendios forestales son un fenómeno natural o provocado por el hombre que destruye los recursos naturales, el ganado vivo, desequilibra el medio ambiente local, libera una gran cantidad de gases de efecto invernadero, etc. El Índice de

Calcinación Normalizado (NBRI) aprovecha las bandas espectrales de infrarrojo cercano e infrarrojo de onda corta, que son sensibles a los cambios en la vegetación, para detectar áreas quemadas y monitorear la recuperación del ecosistema (Sykas, 2020).

4.7.10 Bare Soil Index (BSI)

El Índice de Suelo Desnudo (BSI) es un indicador numérico que combina bandas espectrales azules, rojas, infrarrojas cercanas e infrarrojas de onda corta para capturar las variaciones del suelo. Estas bandas espectrales se utilizan de manera normalizada. Las bandas de infrarrojos de onda corta y las bandas espectrales rojas se utilizan para cuantificar la composición mineral del suelo, mientras que las bandas azules y las bandas espectrales de infrarrojos cercanos se utilizan para mejorar la presencia de vegetación (Sykas, 2020).

4.7.11 Normalized Difference Water Index (NDWI)

El Índice Diferencial de Agua Normalizado (NDWI) se utiliza para el análisis de masas de agua. El índice utiliza bandas verdes y casi infrarrojas de imágenes de teledetección. El NDWI puede mejorar la información sobre el agua de manera eficiente en la mayoría de los casos. Es sensible a la acumulación de tierra y resulta en la sobreestimación de los cuerpos de agua. Los productos NDWI pueden ser usados en conjunto con los productos de cambio NDVI para evaluar el contexto de las áreas de cambio aparente (Kshetri, 2018)

4.7.12 Normalized Difference Snow Index (NDSI)

El Índice Diferencial Normalizado de Nieve (NDSI) es un indicador numérico que muestra la cobertura de nieve en áreas terrestres. Las bandas espectrales de infrarrojos verdes y de onda corta (SWIR) se utilizan dentro de esta fórmula para trazar el mapa de la cubierta de nieve. Dado que la nieve absorbe la mayor parte de la radiación incidente en el SWIR mientras que las nubes no lo hacen, esto permite a NDSI distinguir la nieve de las nubes. Esta fórmula se utiliza comúnmente en la aplicación de mapas de cobertura de nieve y hielo, así como en el monitoreo de glaciares (Blue Marble Geographics, 2019)

4.7.13 Normalized Difference Glacier Index (NDGI)

El Índice Glaciar Diferencial Normalizado (NDGI) se utiliza para ayudar a detectar y monitorear glaciares utilizando las bandas espectrales verde y roja. Esta ecuación se utiliza comúnmente en la detección de glaciares y en aplicaciones de monitoreo de glaciares (Blue Marble Geographics, 2019).

4.7.14 Atmospherically Resistant Vegetation Index (ARVI)

Como su nombre indica, el Índice de Vegetación Atmosféricamente Resistente (ARVI) es el primer índice de vegetación, que es relativamente propenso a factores atmosféricos (como el aerosol). La fórmula del índice ARVI inventada por Kaufman y Tanré es básicamente NDVI corregida para los efectos de dispersión atmosférica en el

espectro de reflectancia rojo utilizando las medidas en longitudes de onda azules (Sergieieva, 2019).

4.7.15 Structure Insensitive Pigment Index (SIPI)

El Índice de Pigmentación Insensible a la Estructura (SIPI) es bueno para el análisis de la vegetación con la estructura variable del dosel. Estima la relación entre carotenoides y clorofila: el aumento del valor de las señales de la vegetación estresada (Sergieieva, 2019).

En la tabla 1, se presenta una recopilación de índices más usados para el análisis de coberturas de Nieve y hielo en teledetección.

Tabla 4 Índices Espectrales para el mapeo de coberturas de Nieve y Hielo mediante Imágenes Satelitales

Nombre del Índice	Formula	Descripción
Índice de Nieve Diferencial Normalizado -NDSI	$(\text{Verde} - \text{SWIR}) / (\text{Verde} + \text{SWIR})$	Para mapear la diferenciación de nieve-hielo en áreas cubiertas de nieve.
Índice de Nieve y Hielo Diferencial Normalizado -NDSII	$(\text{Rojo} - \text{SWIR}) / (\text{Rojo} + \text{SWIR})$	Para mapear la diferenciación de nieve y hielo en áreas cubiertas de nieve y hielo.
Índice Glaciar Diferencial Normalizado -NDGI	$(\text{Verde} - \text{Rojo}) / (\text{Verde} + \text{Rojo})$	Para mapear zonas de diferenciación entre nieve y hielo y una mezcla de hielo y flujos de nieve
Índice de Nieve y Hielo Diferencial Normalizado -NDSII 2-	$(\text{Verde} - \text{NIR}) / (\text{Verde} + \text{NIR})$	Para mapear diferentes zonas de hielo y nieve en distintas clases

Nota: [Tabla]. Fuente: (Monterroso y otros, 2018)

4.8 Procesamiento Digital de Imágenes

El procesamiento digital de imágenes (PDI) es una disciplina que se encarga de analizar, procesar y manipular imágenes digitales utilizando herramientas de software y hardware especializadas. El PDI se utiliza en una gran variedad de aplicaciones, como la medicina, la ingeniería, el análisis de datos, el entretenimiento y la vigilancia.

Las técnicas y procesos utilizados en el PDI pueden incluir el análisis de patrones, el procesamiento de señales, la visión por computadora, la eliminación de ruido, la corrección de distorsión, la mejora de la calidad de imagen y la detección de características.

El PDI se relaciona estrechamente con el procesamiento digital de señales, ya que ambas disciplinas se basan en el uso de algoritmos y herramientas de software para analizar y procesar información digital. Sin embargo, el PDI se enfoca específicamente en la manipulación y análisis de imágenes, mientras que el procesamiento digital de señales se centra en el análisis y procesamiento de señales de audio, video y datos en general. (Domínguez Torres, 1996).

El interés en el estudio del PDI se basa en dos áreas de aplicación primordiales:

- El mejoramiento de la calidad de la información contenida en una imagen con el fin de que esta información pueda ser interpretada por los humanos
- El procesamiento de los datos contenidos en un escenario a través de una máquina de percepción autónoma.

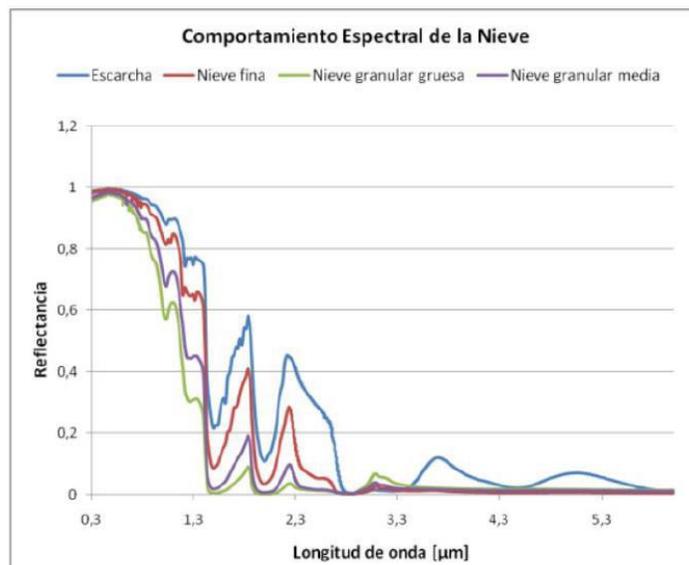
La clasificación de imágenes en los Sistemas de Información Geográfica es el proceso de extraer categorías de información de imágenes multibanda. Estas imágenes, conocidas como rásteres, se pueden utilizar para crear mapas temáticos. Hay dos tipos de clasificación: supervisada y no supervisada. Las metodologías usadas para el cálculo de el área y cambio de cobertura glaciar en Colombia es la relación de bandas, empleada en diferentes investigaciones y estudios a nivel mundial (IDEAM, 2020).

4.9 Relación de Bandas

Se basa en obtener el cociente de dos bandas de diferente espectro, empleando la división de pixel por pixel entre dos bandas de una imagen con la finalidad de realzar el contraste espectral, mejorando las características de la nieve sobre otras capas. Esta metodología presenta mejores resultados si las bandas tienden a ser una de mayor reflectancia y otra de menor reflectancia. (Manoj K y otros, 2011)

El comportamiento de las firmas espectrales relacionada a las superficies de nieve y hielo glaciar en los diferentes espectros (visible, infrarrojo cercano y de onda corta) va desde la nieve fresca la cual posee una alta reflectancia (0.5-1.0) en el espectro visible y el infrarrojo cercano, en comparación con las longitudes de onda larga donde su reflectividad tiende a disminuir hasta tal punto de poder llegar a ser 0%; por otro lado, el hielo glaciar se encuentra entre una baja a mediana reflectancia (0.1-0.6) . (IDEAM, 2020)

Ilustración 5 Firma espectral de la nieve en proceso de diagénesis



Nota: [Ilustración]. Tomado de Hernández, 2011.

La firma espectral es la relación entre las longitudes de onda de la energía reflejada, la absorbida y transmitida, dando lugar a que cada objeto posea una firma espectral única (Muñoz, 2006). Aún con esto, es posible llegar a confundir en una imagen la cobertura de nieve con una cobertura nubosa, dado que ambas están formadas por partículas de hielo, con la diferencia de que la nieve tiene una reflectividad que puede llegar hasta cero en longitudes de onda que sean mayores a 1.4 μm , en comparación con las nubes que su reflectividad es alta. (Gasca & Jiménez, 2012).

4.10 Extrapolación de Richardson

Es un método desarrollado por Lewis Fry Richardson a principios del siglo XX, la cual combina dos estimaciones numéricas de la integral para obtener una tercera, que

tiene un valor más exacto (Lara Ramos, 2012). Este método se basa en calcular una aproximación de la derivada utilizando una misma fórmula de derivación con dos tamaños de paso h_1 y h_2 (Ramírez Carmona, 2020).

Para el caso de $h_2 < h_1$ la ecuación queda de la siguiente forma:

$$D = D_{h_2} + \frac{1}{\left(\frac{h_1}{h_2}\right)^2 - 1} [D_{h_2} - D_{h_1}]$$

Donde:

- D = La mejor aproximación
- $h_{1,2}$ = Tamaños de paso 1 y 2
- D_{h_1} = Aproximación de la derivada empleando el tamaño de paso h_1
- D_{h_2} = Aproximación de la derivada empleando el tamaño de paso h_2

Y para el caso donde $h_2 = \frac{h_1}{2}$, la ecuación quedaría de la siguiente forma:

$$D = \frac{4}{3}D_{h_2} - \frac{1}{3}D_{h_1}$$

Donde:

- D = La mejor aproximación
- D_{h_1} = Aproximación de la derivada empleando el tamaño de paso h_1
- D_{h_2} = Aproximación de la derivada empleando el tamaño de paso h_2

4.11 Aspectos Estadísticos Fundamentales en el Análisis de Datos

La estadística es un pilar fundamental para la investigación científica, proveendo herramientas que permite analizar y entender conjuntos de datos; entre estos se encuentran las medidas de tendencia central, de dispersión y de precisión. A continuación, se abordan algunas de ellas:

4.11.1 La Media

Es el valor promedio de un conjunto de datos, la cual se calcula sumando todos los valores y diviendolos por el número total de valores en el conjuntos (QuestionPro, 2023). La ecuación de la Media se expresa de la siguiente manera:

$$\bar{X} = \frac{\Sigma X}{n}$$

Donde:

- \bar{X} = Es la media aritmetica
- ΣX = La suma de todos los valores en el conjunto de datos
- n = Es el número total de valores en el conjunto

4.11.2 Desviación estándar

Se define como la raíz cuadrada de la varianza la cual define la media de distancia entre los datos en relación a su media aritmética (Riquelme, 2020). En otras palabras, permite observar rcuanto se alejan individualmente los datos repesctoa la

media aritmética. Entre más grande sea la desviación estándar mayor será la dispersión de los datos. Su fórmula se da de la siguiente manera:

$$S = \sqrt{\frac{\sum(X - \bar{X})^2}{n - 1}}$$

Donde:

- S = Es la desviación estándar
- Σ = Representa la sumatoria
- X = Son los valores individuales del conjunto de datos
- \bar{X} = Es la media aritmética
- n = Es el número total de valores en el conjunto

4.11.3 Error estándar

Es una medida que indica la dispersión de un conjunto de datos respecto a la media de la muestra. Proporciona una estimación sobre la precisión de la media muestral con la media real del conjunto de datos (Riquelme, 2020). La fórmula es la siguiente:

$$SE = \frac{S}{\sqrt{n}}$$

Donde:

- SE = Es el error estándar
- S = Es la desviación estándar de la muestra
- n = Es el número total de valores en el conjunto

4.11.4 Valor crítico

Es un valor específico usado para probar hipótesis estadísticas y en la construcción de intervalos de confianza (Minitab, 2023). Estos valores están asociados con una distribución de probabilidad específica, normalmente dados a la distribución normal estándar (z-distribución) o la distribución t de Student (Arribas Gil, 2021).

4.11.5 Margen de error

Es una medida de la precisión de una estimación estadística usada en la construcción de intervalos de confianza, representando el rango de amplitud alrededor de una estimación puntual donde se espera que el verdadero valor del conjunto de datos se encuentre con cierto nivel de confianza (Data Science Team, 2020). La fórmula que la describe es:

$$ME = Z \times SE$$

Donde:

- ME = Es el margen de error
- Z = es el valor crítico asociado con el nivel de confianza deseado
- SE = Es el error estándar de la estimación

4.11.6 Coeficiente de determinación

Indica la cantidad proporcional de variación en la variable de respuesta y, explicada según las variables independientes X en el modelo de regresión lineal. Cuanto mayor sea el R^2 , mayor será la variabilidad explicada por el modelo de regresión (MathWorks, 2023). Este coeficiente es la proporción de la suma total de los cuadrados, la cual puede ser una estructura de 2 campos:

- ✓ Ordinal: r cuadrado ordinario (no ajustado)

$$R^2 = \frac{SSR}{SST} = 1 - \frac{SSE}{SST}$$

- ✓ Ajustado: R cuadrado ajustado por el número de coeficientes.

$$R^2_{adj} = 1 - \frac{(n-1)}{(n-p)} * \frac{SSE}{SST}$$

Donde:

- SSE = Es la suma de cuadrados de error
- SSR = Es la suma de cuadrados de regresión
- SST = Es la suma de cuadrados total
- n = Es el número de observaciones
- p = Es el número de coeficientes de regresión

4.12 Python

Python es un lenguaje de programación de alto nivel, interpretado y de propósito general. Su primera versión lanzada en 1991 por Guido van Rossum Python; destacándose por su sintaxis clara y legible, lo que facilita la escritura y mantenimiento del código. Es un lenguaje versátil utilizado en una amplia variedad de aplicaciones, desde desarrollo web y scripting hasta inteligencia artificial. (Python Software Foundation, 2023).

Este lenguaje de programación se ha convertido en uno de los más populares y usados en la industria, desde áreas académicas como para el desarrollo profesional. Su interprete y extensa librería son de código abierto y de forma gratuita; además de que sus creadores impulsan el uso de contenido de módulos libres de terceros como herramientas y documentación adicional.

4.13 Librerías de Python

4.13.1 Numpy

Es una biblioteca fundamental en Python, especialmente en áreas como la informática científica y el procesamiento de datos. Sus siglas provienen de su nombre en inglés “Numerical Python” (Python Numérico) (Numpy, 2022). Esta biblioteca proporciona un objeto de matriz multidimensional llamado “numpy.ndarray”, además de herramientas para trabajar con estas matrices. Algunas de las características y utilidades clave que incluye Numpy son:

- Matrices Multidimensionales
- Operaciones matemáticas rápidas
- Funciones de álgebra lineal
- Generación de números aleatorios
- Manipulación de formas y slicing
- Integración con códigos en otros lenguajes
- Interoperabilidad con otras bibliotecas

4.13.2 Matplotlib

Matplotlib fue creado por el neurobiólogo John Hunter con la finalidad de trabajar con datos de EEG. Esta biblioteca permite la visualización en 2D, proporcionando una amplia variedad de graficos y visualizaciones, dando la posibilidad a los desarrolladores de crear representaciones visuales de datos de forma más efectiva (Droettboom, 2023).

4.13.3 Scipy

SciPy es una colección de algoritmos matemáticos y funciones construidas en NumPy . Proporciona una variedad de herramientas que permiten realizar operaciones científicas eficientes y matemáticas dándole a un más robustes al proporcionar al usuario comandos y clases de alto nivel para manipular y visualizar datos (La comunidad SciPy, 2023). En la tabla 2, se nombran algunos delos subpaquetes de SciPy.

Tabla 5 Subpaquetes de la librería SciPy

Subpaquete	Descripción
cluster	Algoritmos de agrupamiento
constants	Constantes físicas y matemáticas.
fftpack	Rutinas rápidas de transformada de Fourier
integrate	Integración y solucionadores de ecuaciones diferenciales ordinarias.
interpolate	Interpolación y suavizado de splines.
io	Entrada y salida
linalg	Álgebra lineal
ndimage	Procesamiento de imágenes N-dimensionales
odr	Regresión de distancia ortogonal
optimize	Rutinas de optimización y búsqueda de raíces.
signal	Procesamiento de la señal
sparse	Matrices dispersas y rutinas asociadas.
spatial	Algoritmos y estructuras de datos espaciales.

special	Funciones especiales
stats	Distribuciones y funciones estadísticas.

Nota. Fuente: (La comunidad SciPy, 2023)

4.13.4 Scikit-learn

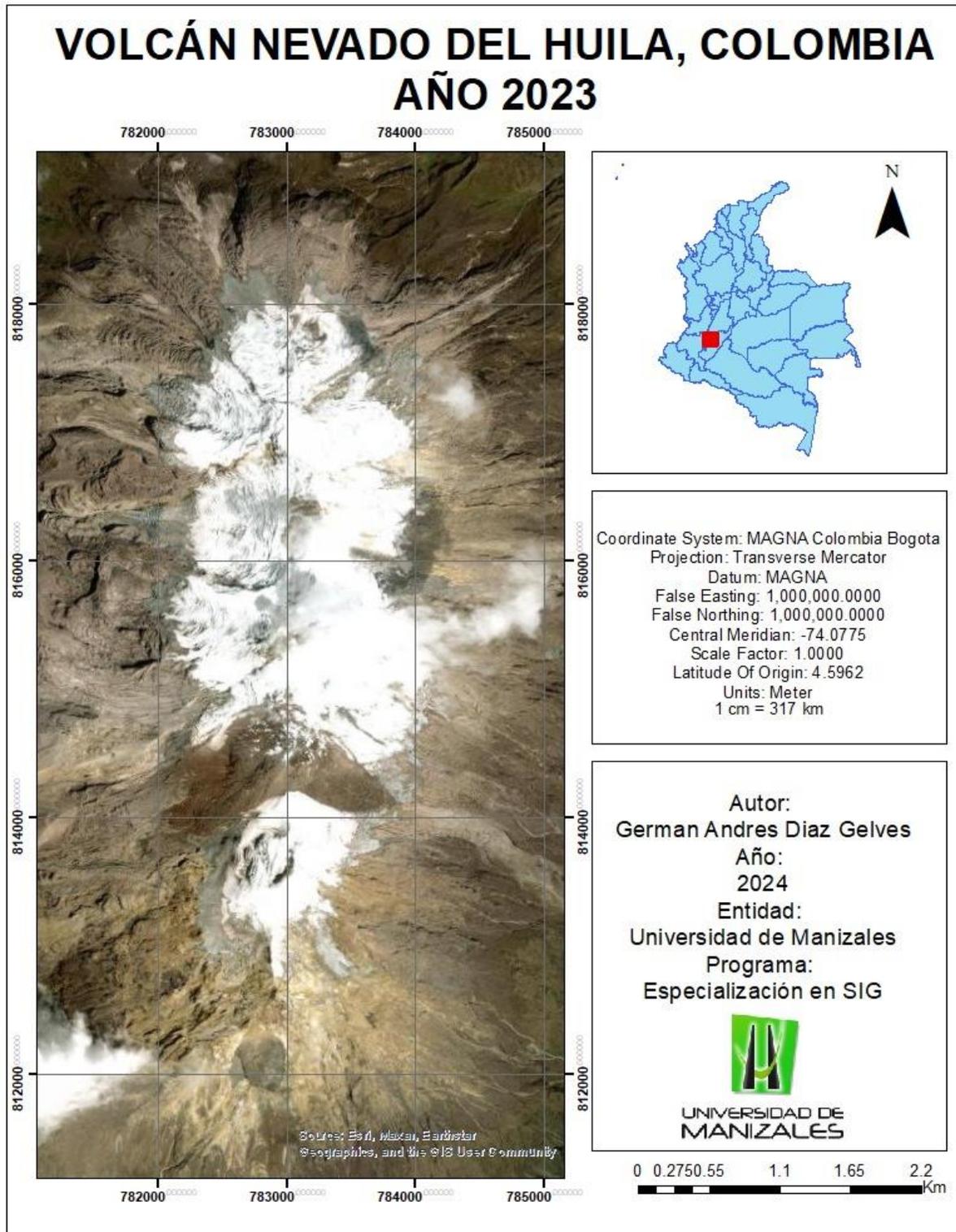
Es una biblioteca de código abierto enfocada en el aprendizaje supervisado y no superviado o aprendizaje automático (machine learning) que brinda herramientas simples y eficientes para análisis predictivos y minería de datos. Scikit-learn es ampliamente usada por la comunidad dado la facilidad de su uso y en el enfoque en la implementación de algoritmos de aprendizaje automático. También brinda herramientas orientadas al ajuste de modelos, preprocesamiento de datos, selección y evaluación de modelos, entre otras (Scikit-learn developers, 2023).

5. Localización

El glaciar Vólcan Nevado del Huila (VNH), localizado en Colombia, se extiende por los municipios de Toribío y Páez (Cauca), Santa María, Iquira y Teruel (Huila) y Planadas (Tolima) (PNNC, 2024). Con su centro glaciar ubicado en las coordenadas 2°55' N y 76°03' W donde se encuentra bajo la protección de el Parque Natural Nacional Nevado del Huila (IDEAM, Glaciares, 2021); con una altura máxima de 5364 m.s.n.m. corresponde al punto más alto de la cordillera Central y de los Andes en Colombia (SGC, 2023)

Este Nevado, hace parte de la Cuenca alta del Rio Magdalena y Cuenca Alta del Rio Cauca, dos de las más importantes de Colombia, razón por la cual estratégicamente es vital debido a los aportes de oferta hídrica y de bienes y servicios ambientales (PNNC, 2024); su forma es elongada en dirección Norte-Sur, abarcando un área aproximada de 170 km² y el de mayor cobertura de área glaciar sobre un volcán en Colombia. (SGC, 2023).

Ilustración 6 Ubicación Volcal Nevado del Huila, Colombia



Nota: [Ilustración]. Fuente: (USGS, 2019). Edición: Elaboración propia

6. Metodología

6.1 Enfoque metodológico y Tipo de Investigación

Se realizó una investigación aplicada de tipo tecnológica con un enfoque cuantitativo generando conocimiento de la realidad actual sobre el retroceso glaciar del Volcán Nevado del Huila, recopilando información para su posterior análisis; esto en base a metodologías ya planteadas, dando como producto final resultados medibles y objetivos que permitan dar entender la situación actual de la zona de estudio.

6.2 Procedimiento

La metodología se ve resumida en cuatro (4) fases expresadas en la ilustración 4.

Ilustración 7 Procedimiento segmento por fases



Nota: [Ilustración]. Fuente: Elaboración propia

6.2.1 Fase 1:

- ✓ Búsqueda de imágenes satelitales de uso libre

Las imágenes satelitales son del sistema de satélites Landsat, las cuales fueron obtenidas de el portal web de la USGS Earth Explorer de la NASA. Luego se agregan las coordenadas entre latitud 2°53'N y 2°58'N y longitud entre 76°3'W y 76°00'W (ilustración 5), esto se según las recomendaciones de la guía dada por el IDEAM.

Ilustración 8 Delimitación zona de estudio para búsqueda de imágenes

The screenshot displays the USGS Earth Explorer search interface, divided into two main sections: '1. Enter Search Criteria' and '2. Select Your Data Set(s)'. The central part of the interface shows a satellite map with a red rectangular search area overlaid on a mountainous region. The search area is defined by four coordinates: 1. Lat: 02° 52' 59" N, Lon: 076° 03' 00" W; 2. Lat: 02° 52' 59" N, Lon: 076° 00' 00" W; 3. Lat: 02° 58' 00" N, Lon: 076° 00' 00" W; 4. Lat: 02° 58' 00" N, Lon: 076° 03' 00" W. The 'Date Range' section is highlighted with a red box, showing a search from 01/01/2000 to 12/31/2022. The 'Data Sets' section on the right is highlighted with a yellow box, showing the selection of 'Landsat Collection 2 Level-2' data, including 'Landsat 8-9 OLI/TIRS C2 L2', 'Landsat 7 ETM+ C2 L2', and 'Landsat 4-5 TM C2 L2'. The interface also includes tabs for 'Search Criteria', 'Data Sets', 'Additional Criteria', and 'Results', and buttons for 'Show', 'Clear', 'Use Map', 'Add Coordinate', 'Clear Coordinates', 'Clear All Selected', 'Additional Criteria >', and 'Results >'.

Nota: [Ilustración]. Fuente: Elaboración propia

De acuerdo a la ilustración 5 se agregan el periodo inicio-fin (recuadro rojo) desde donde se realizara el periodo de búsqueda de las imágenes, posteriormente en

la opción “Data sets” (recuadro azul) y se seleccionan los satélites de preferencia donde se buscaran las imágenes.

- ✓ Selección de imágenes con nubosidad inferior al 30%

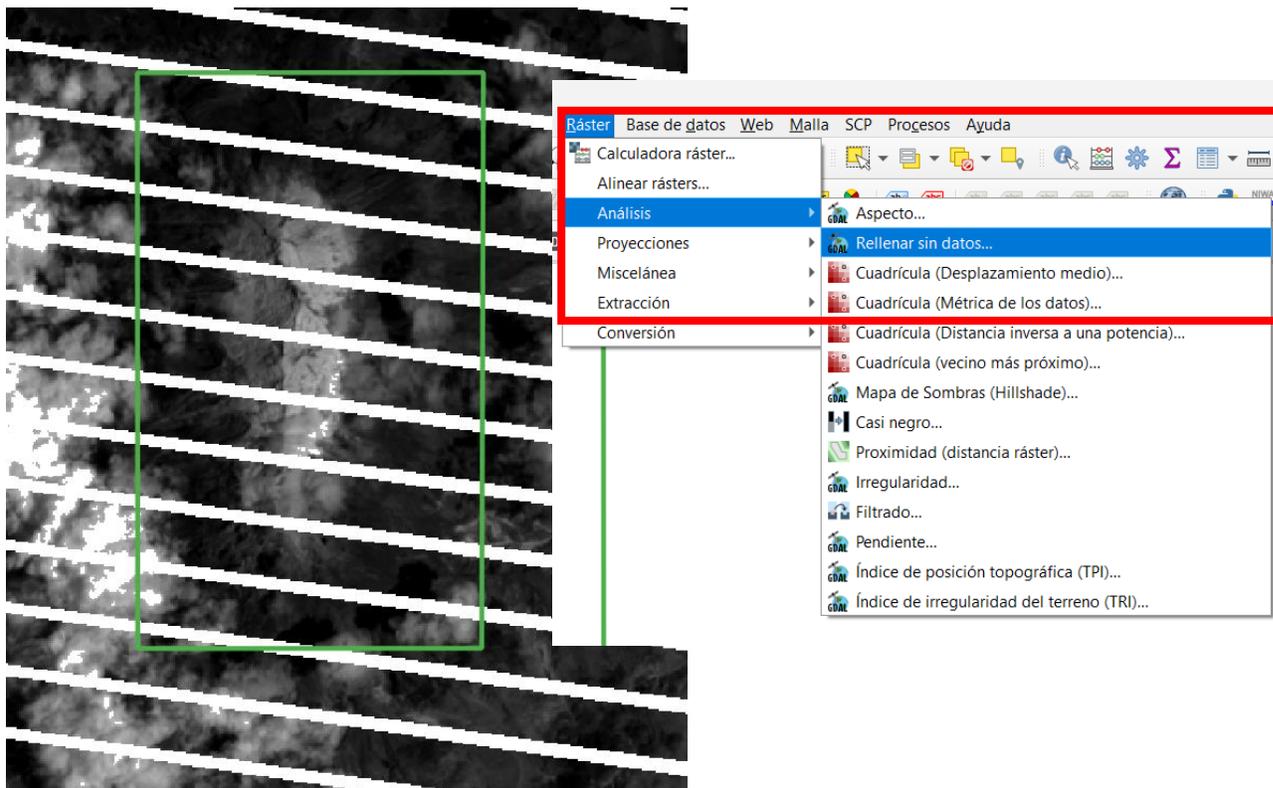
El parámetro inicial para comenzar con una correcta teledetección, es tener una nubosidad baja o en lo posible casi nula, esto con el fin de evitar errores y análisis errados, pero debido a la zona de estudio la nubosidad debe ser inferior al 30% dado a la gran cantidad de nubes que hay en la zona.

- ✓ Clasificación de imágenes con mejor resolución espacial

Debido a la selección de satélite (Landsat), la resolución de todas sus imágenes es de 30 metros por 30 metros, exceptuando las imágenes pancromáticas con una resolución de 15 metros por 15 metros.

Las imágenes del satélite Landsat 7 tiene un problema de bandeo el cual genera gaps o líneas de ausencia de información (ilustración 6). Una de las soluciones para esta problemática, se da por medio de QGis, a travez del menú “Raster -> Análisis -> Rellenar sin datos...” (recuadro rojo). Esta opción permite escoger el número de pixeles a tener en cuenta para la interpolación de datos, al igual que la cantidad de iteraciones a realizar para darle un suavizado a los datos interpolados.

Ilustración 9 Imágenes Landsat con problema de bandeado y solución por medio de QGIS



Nota: [Ilustración]. Fuente: Elaboración propia

Este proceso se realiza con todas las bandas, de todos los años donde se obtuvieron imágenes. Una vez finalizada la búsqueda de imágenes y llenado de vacíos se procede a revisar cada una de ellas para seleccionar las que ofrezcan una clara y completa visibilidad del área glaciar y descartando aquellas que presentaban parcial o total obstrucción por nubes en la zona de interés o que por el proceso de interoplación no se ajustaba a la realidad, impidiendo un correcto análisis.

6.2.2 Fase 2

- ✓ Delimitación del área de estudio

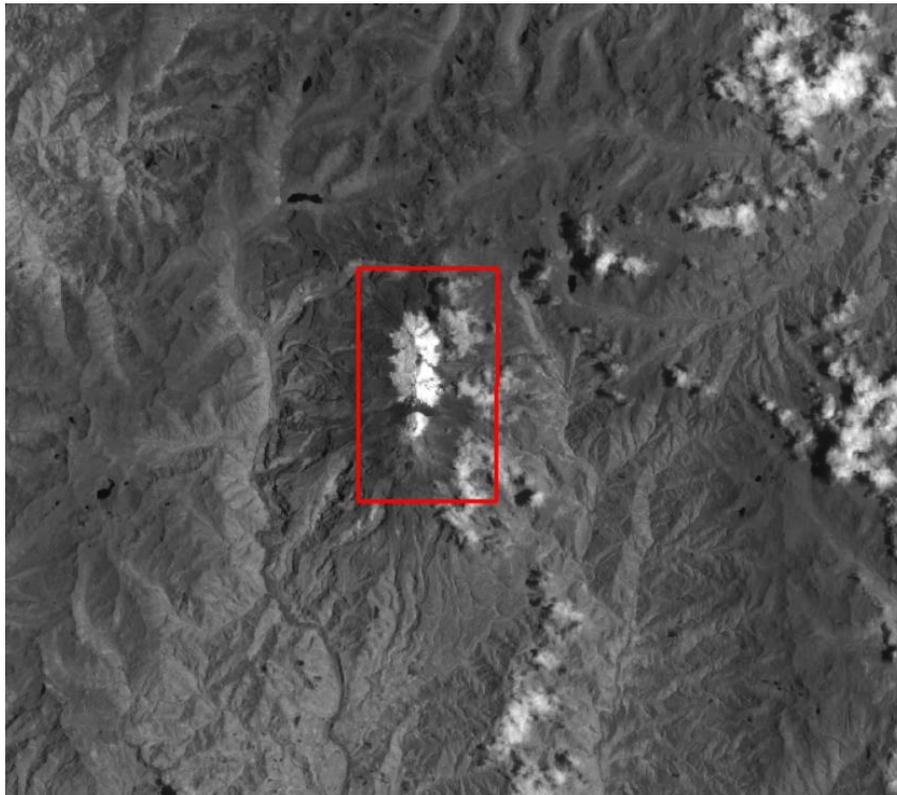
Con las imágenes satelitales seleccionadas se realizó un recorte de la zona de estudio, para delimitar el área de trabajo solo del Nevado que será materia de estudio. Para esto se creó un shapefile (ilustración 7) con los 4 puntos de coordenadas, para realizar el recorte de la imagen. Las coordenadas del shapefile se encuentran en la tabla 5

Tabla 6 Coordenadas de shapefile para recorte de zona de estudio

Punto	Latitud	Longitud
1	2°53' N	76°3' W
2	2°53' N	76°0' W
3	2°58' N	76°3' W
4	2°58' N	76°0' W

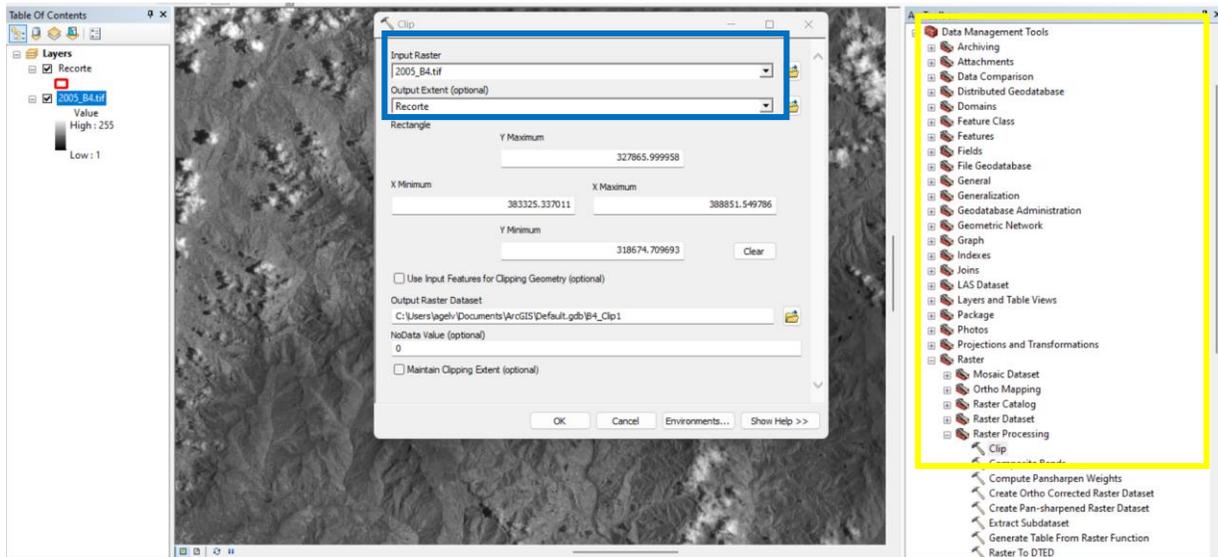
Nota. [Tabla]. Fuente: Elaboración propia

Ilustración 10 Proceso de recorte de zona de estudio



Nota: [Ilustración]. Fuente: Elaboración propia

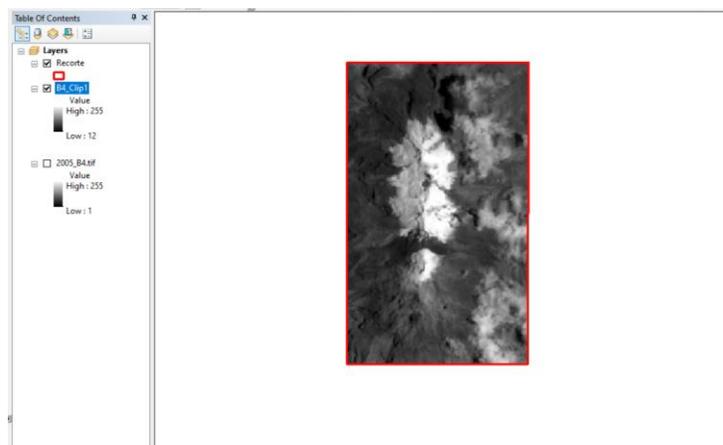
Ilustración 11 Proceso de recorte de zona de estudio



Nota: [Ilustración]. Fuente: Elaboración propia

En la ilustración 11, se detalla el proceso de realizar el recorte de la zona de estudio. Para esto, se dirige a “ArcToolbox – Data Management – Raster – RasterProcessing – Clip” (recuadro amarillo); abierta la ventana emergente, se introduce el raster que se desea cortar de acuerdo a la extensión que delimitara la imagen de salida (recuadro azul).

Ilustración 12 Resultado de recorte de zona de estudio



Nota: [Ilustración]. Fuente: Elaboración propia

El raster resultante se visualiza en la ilustración 12, donde la zona de interés queda delimitada por el shapefile de recorte, excluyendo el área restante.

Todas las imágenes Landsat obtenidas son de la colección 2 de nivel 2 “Science Product” (L2SP), las cuales, según la (USGS, 2023), al momento de su descarga ya tienen correcciones atmosféricas y de emisividad a los datos Landsat para proporcionar reflectancias y temperaturas de superficie de mayor nivel, listos para su uso en diversas aplicaciones científicas, permitiendo al investigador centrarse más en la aplicación de dichas imágenes y reduciendo la carga de PDI. Por tal motivo, este paso es omitido en el trabajo.

Para la delimitación de área glaciar se usó la clasificación digital de imágenes; esta técnica implica en gran medida la interpretación visual del usuario para determinar diferentes categorías de cobertura de la tierra, a través de la utilización de distintos algoritmos que agrupan píxeles con la misma respuesta espectral (Monterroso y otros, 2018)

✓ Clasificación Digital

Esta clasificación se realizó por medio de la metodología de relación de bandas expuesta en la Guía para el Cálculo del área glaciar mediante el uso de Productos de sensoramiento remoto publicada por el IDEAM en el año 2022. Esta consiste en tomar el consiente de dos bandas con alta reflectancia y baja reflectancia de las masas glaciares (NDSI) para lograr obtener un ráster en el cual se discrimine las demás coberturas y sólo se pueda visualizar el glaciar. La fórmula que describe el cálculo es la siguiente:

$$\text{Band Radio} = \frac{\text{Float (banda x)}}{\text{Float (banda y)}}$$

Donde:

- Band Radio = Relación de bandas
- Banda x = Banda de alta reflectancia
- Banda y= Banda de baja reflectancia

En general, se recomienda utilizar la relación de bandas que contrasten las regiones del espectro visible e infrarrojo cercano y de onda corta (SWIR). La banda con menor reflectancia para el hielo/nieve es la banda 1 en Landsat 7 y la banda SWIR con mayor reflectancia son la banda 5 o 7. Aunque algunos autores recomiendan la implementación de la banda 3 o 4 para la de menor reflectancia y la banda 5 como mayor reflectancia (tabla 9). Esto debido a dos principales razones (Racoviteanu y otros, 2009):

- Penetración atmosférica: Las bandas visibles (especialmente banda 1) presentan una mayor afectación por la dispersión atmosférica que las bandas del infrarrojo cercano. Esto puede introducir ruido adicional en los cálculos, especialmente en zonas de alta elevación con menor densidad atmosférica.
- Contraste con sustratos rocosos: En algunas regiones, las rocas y el suelo desnudo pueden tener una reflectancia relativamente alta en la banda 1, reduciendo el contraste con las superficies nevadas. Las bandas 3 y 4 suelen mostrar un mayor contraste entre el hielo/nieve y las rocas circundantes.

Estas bandas presentan una mejor discriminación entre hielo y otros tipos de cobertura terrestre, pero cada uno tiene un comportamiento diferente en cuanto a la superficie que se encuentra alrededor del límite glaciar, mejorando o maximizando la apreciación del glaciar y no glaciar.

- ✓ Banda 3 (rojo): Proporciona un mayor contraste entre la nieve/hielo y las superficies rocosas, que suelen tener una reflectancia relativamente alta en esta región espectral. La vegetación también se ve más oscura comparada con la banda 4. Visualmente se obtienen glaciares y zonas con nieve muy brillantes, con un fuerte contraste frente a las rocas y suelo descubierto.
- ✓ Banda 4 (infrarrojo cercano): Permite una mejor discriminación entre nieve/hielo y vegetación, ya que la vegetación refleja mucho en el infrarrojo cercano. Visualmente se logra un mayor contraste entre glaciares/nieve y zonas con vegetación. Las áreas rocosas se ven más brillantes que en la banda 3.

Tabla 7 longitudes de onda para Landsat 7

Bandas	Longitud de onda
1	0.441-0.514
2	0.519-0.601
3	0.631-0.692
4	0.772-0.898
5	1.547-1.749
6	10.31-12.36
7	2.064-2.345
8	0.515-0.896

Nota: [Tabla]. Fuente: (MappingGIS, 2020)

De acuerdo a esto, se seleccionaron las bandas 3 como banda de baja reflectancia (y) y la banda 5 como alta reflectancia (x), debido a la zona circundante del glaciar presenta superficies rocosas y con poca vegetación, siguiendo también la sugerencia de (Rabatel, et al, 2013) descritos en la tabla 10.

Una vez hecho esto, se obtiene un ráster a escala de grises, donde las zonas más claras corresponden a cobertura del glaciar y las más oscuras las que no son zonas de glaciar.

Para lograr esta diferenciación es necesario definir unos umbrales o thresholds, donde se determina el valor promedio del pixel con la finalidad de lograr una mejor delimitación del glaciar. Estos valores varían dependiendo del satélite, del sensor y las bandas usadas (IDEAM, 2022). Varios autores han trabajado dichos umbrales de la siguiente manera:

Tabla 8 Valores de clasificación de la nieve y hielo según satélites

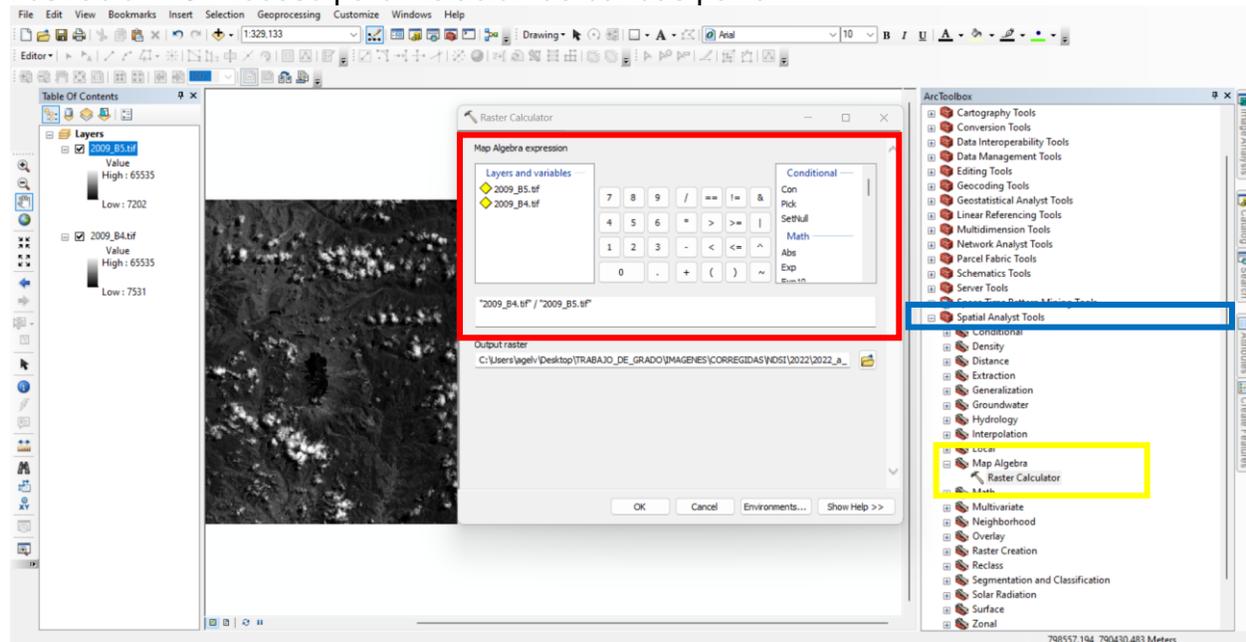
Satélite	Sensor	Ratio band	Valor de reclasificación	Autor
Landsat 5	TM	3/5	> 1.3	(Rabatel y otros, 2013)
		4/5	> 1	(Hall y otros, 1987)
Landsat 8	OLI	4/6	> (2-3)	(Paul y otros, 2015)
Sentinel	MSI	4/11	> (2-3)	(Paul y otros, 2015)
Terra	ASTER	3/4	> 2	(Gjermundsen y otros, 2011)

Nota: [Tabla]. Fuente: (Cruz, 2020)

El proceso fue realizado en ArMap (ilustración 10), para esto es necesario dirigirse a la caja de herramientas (ArcToolbox), a la opción “Spatial Analyst Tools (Recuadro Azul) -> Map Algebra -> Raster Calculator (Recuadro Amarillo)”.

Aquí se seleccionan las bandas ya preprocesadas y recordadas a la zona de estudio, y se realiza una división entre las bandas de mayor reflectancia con la de menor reflectancia (Recuadro rojo), esto con la finalidad de lograr obtener un raster que nos permita identificar mejor las zonas con glaciación de las que no tienen glaciación.

Ilustración 13 Proceso para Relación de bandas parte 1

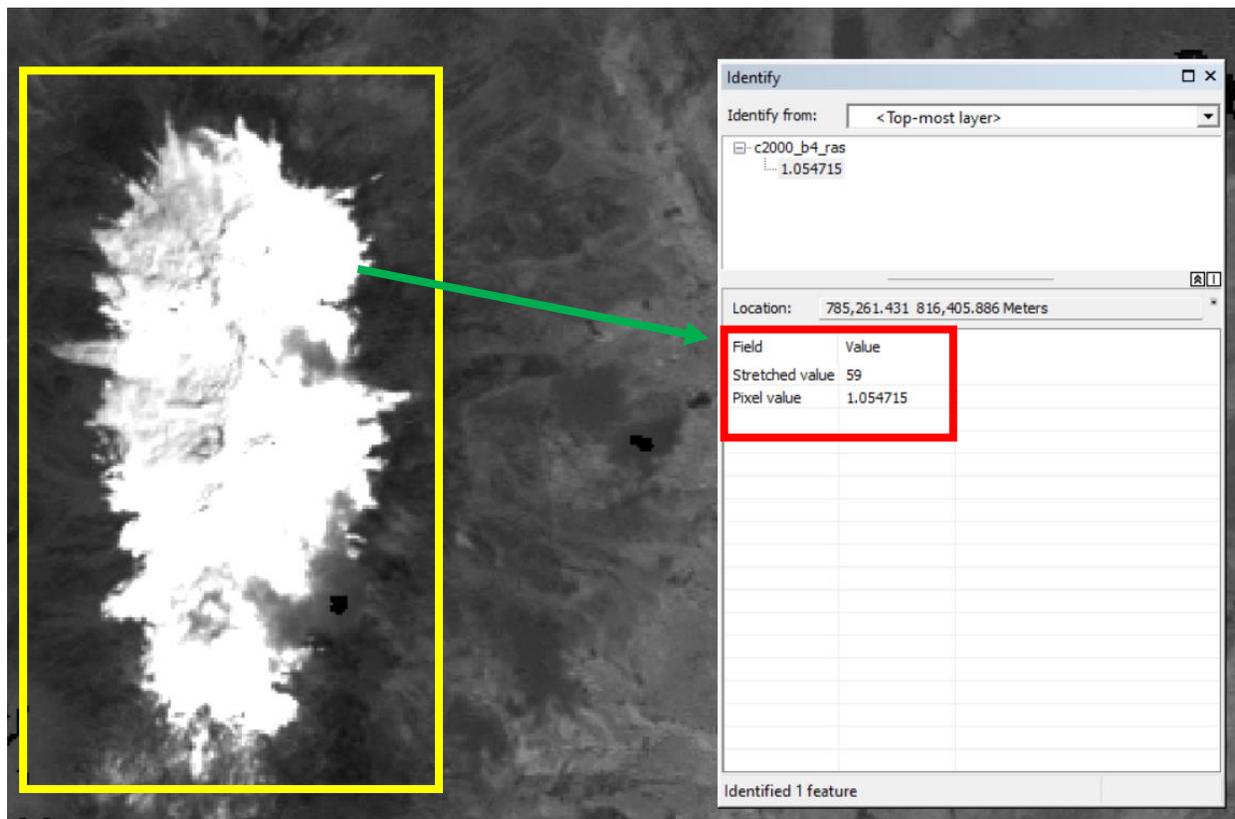


Nota: [Ilustración]. Fuente: Elaboración propia

Como se observa en la ilustración 11, el resultado es una imagen de color binario de las zonas con glaciación y sin glaciación, con un gridcode de 1 y 0 respectivamente (rectángulo amarillo). Una vez se obtiene el raster se emplea, la herramienta “Identify” de ArcMap, para identificar en el borde del raster resultante el valor del píxel (Pixel value) o Threshold (rectángulo rojo) y encontrar un promedio entre

la mayor cantidad de muestras posibles para hacer nuevamente la relación de bandas con la clasificación.

Ilustración 14 Resultado relación de bandas



Nota: [Ilustración]. Fuente: Elaboración propia

Una vez determinado el definido el valor Threshold, se emplea nuevamente la herramienta "Raster Calculator" (rectángulo verde) para asignar valores a los pixeles que posean un valor inferior a dicho umbral como se observa en la ilustración 12. Para esto se emplea la siguiente formula:

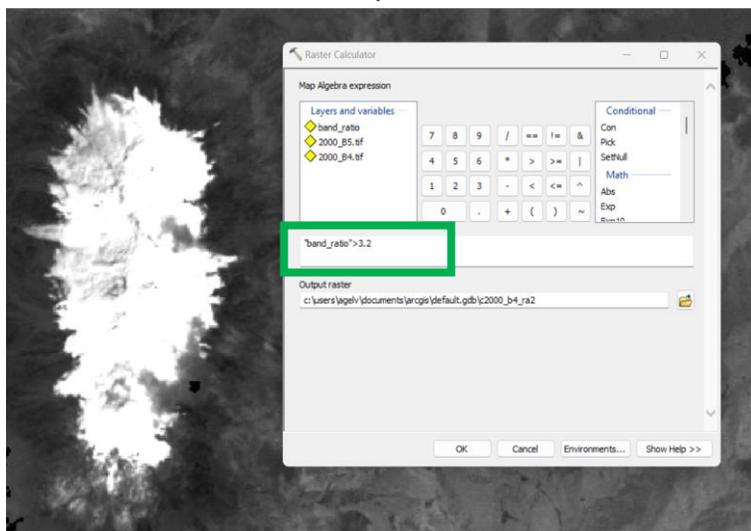
$$Band_ratio > x$$

Donde:

- Band_ratio = Raster resultado obtenido anteriormente con la relación de bandas

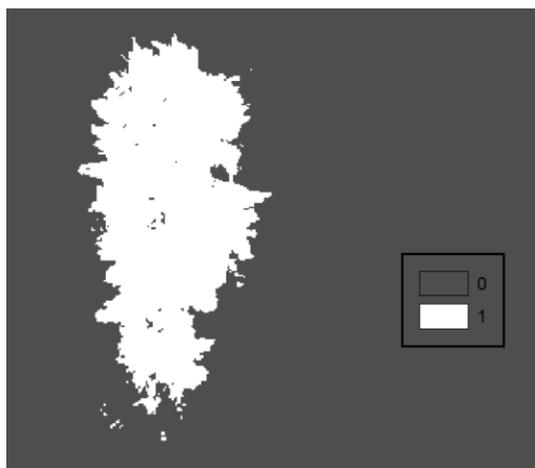
- x = valor de threshold identificado

Ilustración 15 Gridcode con clasificación por relación de bandas



Nota: [Ilustración]. Fuente: Elaboración propia

Ilustración 16 Reclasificación con valor Threshold

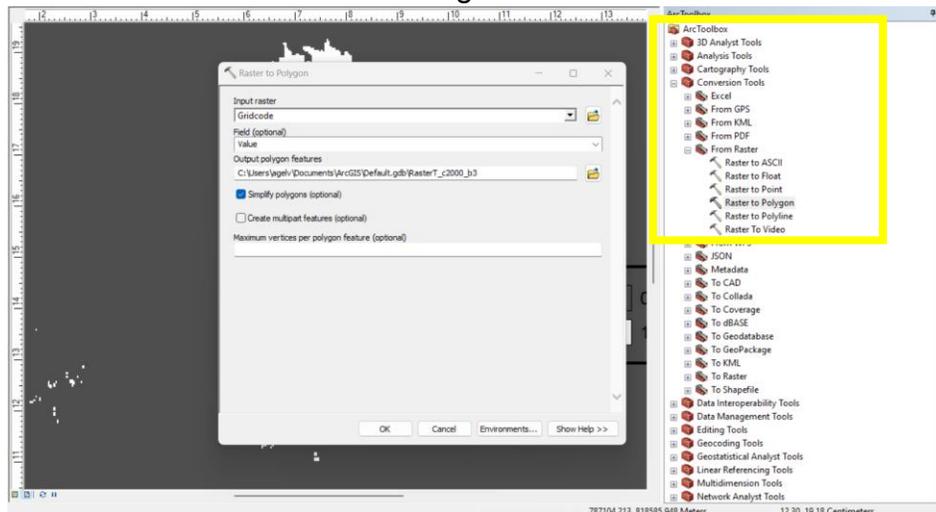


Nota: [Ilustración]. Fuente: Elaboración propia

Una vez finalizada la reclasificación (ilustración 13), se observa el gridcode de colores binarios (0 y 1) donde las zonas de color blanco hace referencia a los valores de pixel mayores al threshold identificados anteriormente (pixel valor de 1), haciendo referencia al área glaciar y las zonas de color negro los valores de pixel menores (pixel valor de 0).

Luego, se prosigue a convertir el ráster a polígono con la herramienta de “ArcToolbox” de la siguiente ruta “Conversion tools -> From Raster -> Raster to polygon” tal como se muestra en la ilustración 14 (recuadro amarillo).

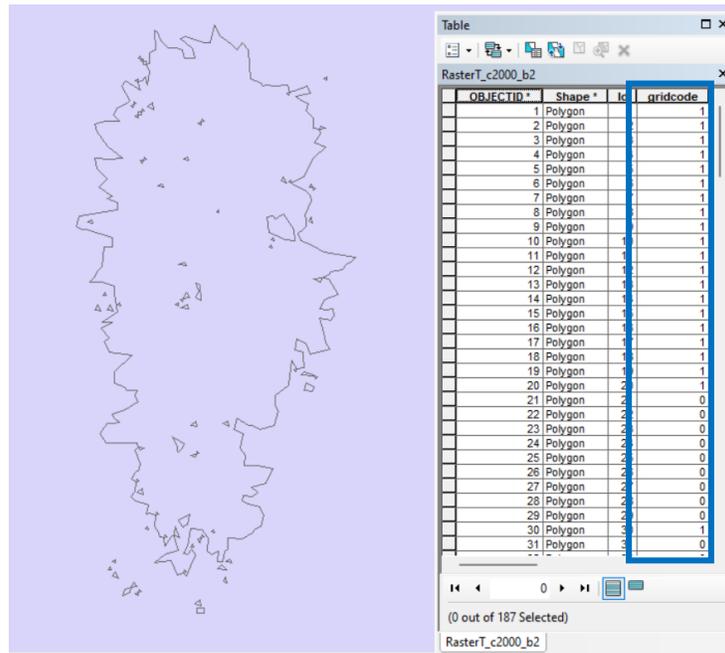
Ilustración 17 Conversión de Raster a Polígono



Nota: [Ilustración]. Fuente: Elaboración propia

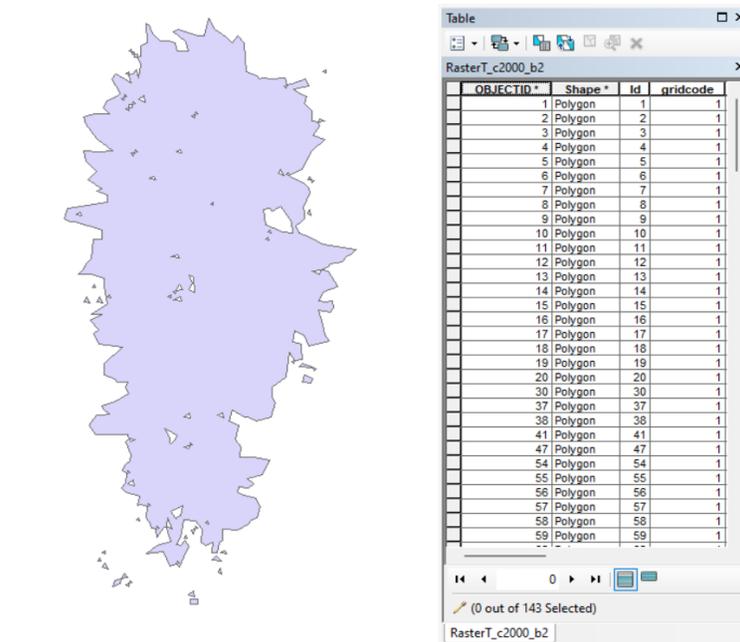
El resultado será como se visualiza en la ilustración 15, un shapefile donde uno de sus atributos (recuadro azul) describirá el gridcode anterior (1 y 0). A partir de esto, se eliminan por selección de atributos todos aquellos con gridcode igual a 0 los cuales son los polígonos de no área glaciar. El polígono resultante se detalla en la ilustración 16.

Ilustración 19 Polígono resultante



Nota: [Ilustración]. Fuente: Elaboración propia

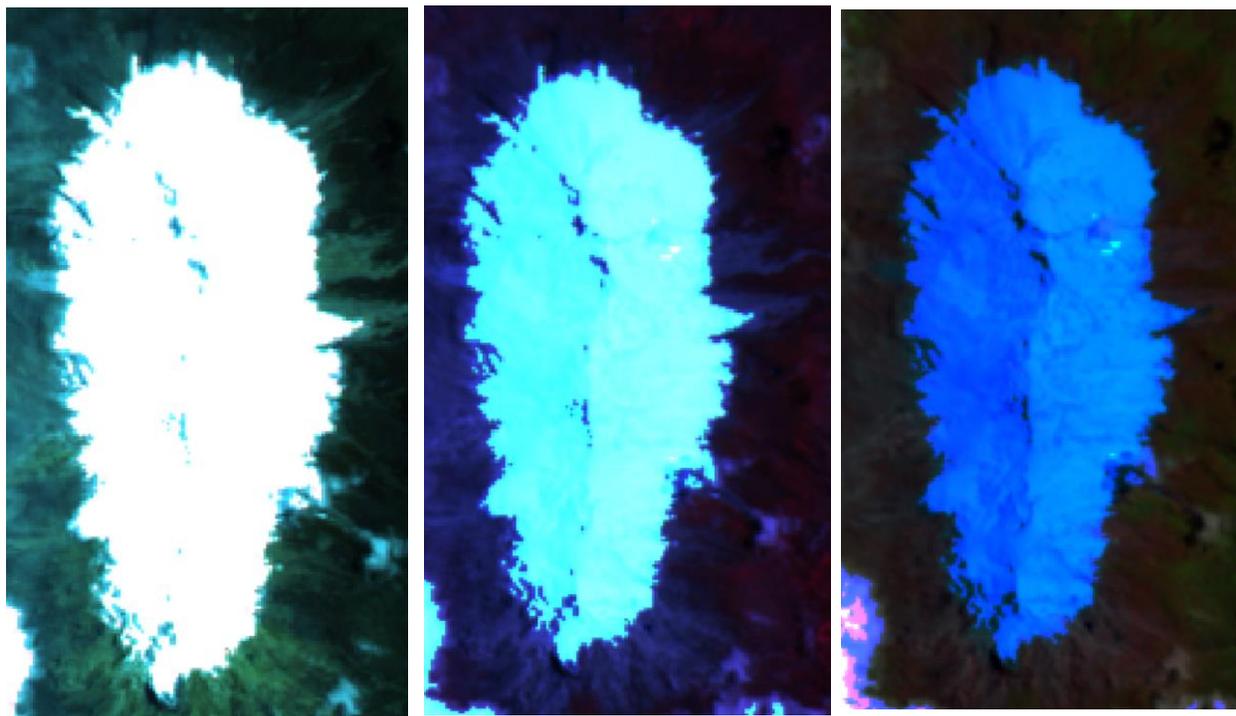
Ilustración 18 Polígono excluyendo áreas sin glaciar.



Nota. [Ilustración]. Fuente: Elaboración propia

De acuerdo al IDEAM en su Guía para el cálculo del área glaciár mediante el uso de productos de sensoramiento remoto *“Para la interpretación visual es importante generar compuestos de falso color con contraste mejorado utilizando las bandas equivalentes de TM 3, 2, 1; 4, 3, 2; y 5, 4, 3 como RGB, respectivamente. Este último es importante para la identificación adecuada de glaciares (azul verdoso) y nubes (blanco), mientras que el primero ayuda a identificar el hielo y la nieve en la sombra durante la inspección visual”*. La imagen infrarroja de color falso típica (bandas 432) es útil para la identificación de superficies de agua que muestran una amplia gama de colores en esta combinación de bandas (Paul y otros, 2015).

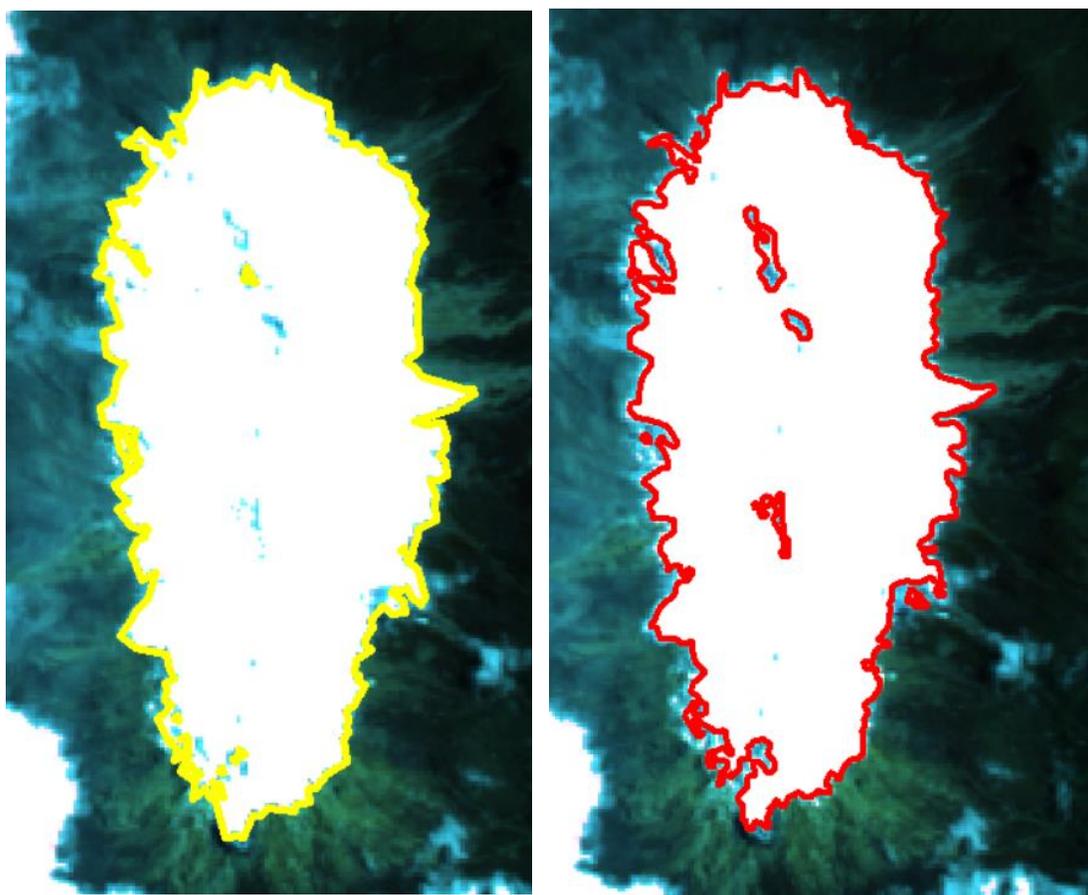
Ilustración 20 Combinación de bandas empleada



Nota: La primera es la combinación de bandas (3, 2, 1) y la segunda es la combinación de bandas (7, 5, 4), [Ilustración]. Fuente: Elaboración propia

A partir de este polígono resultante (Ilustración 20), se realiza una delimitación manual debido a que el proceso automatizado de la metodología de relación de bandas puede en ocasiones delimitar zonas que no corresponden a áreas glaciares, como cuerpos de agua o en caso contrario puede no delimitar áreas con cobertura glaciar debido a la nubosidad, cubrimiento de ceniza volcánica, sombras o cobertura de nieve fresca (IDEAM, 2022).

Ilustración 21 Comparativa antes y después del suavizado manual de poligonos



Nota: La primera es la el polígono antes de realizar el proceso y la segunda es el resultado después del suavizado. [Ilustración]. Fuente: Elaboración propia

Este suavizado se debe a que al convertir el raster a polígono sus bordes son muy cuadrados y pueden llegar a alterar el área final de cobertura glaciar delimitada, por esta razón es necesario realizar esta parte del proceso. El resultado final se observa en la ilustración 21.

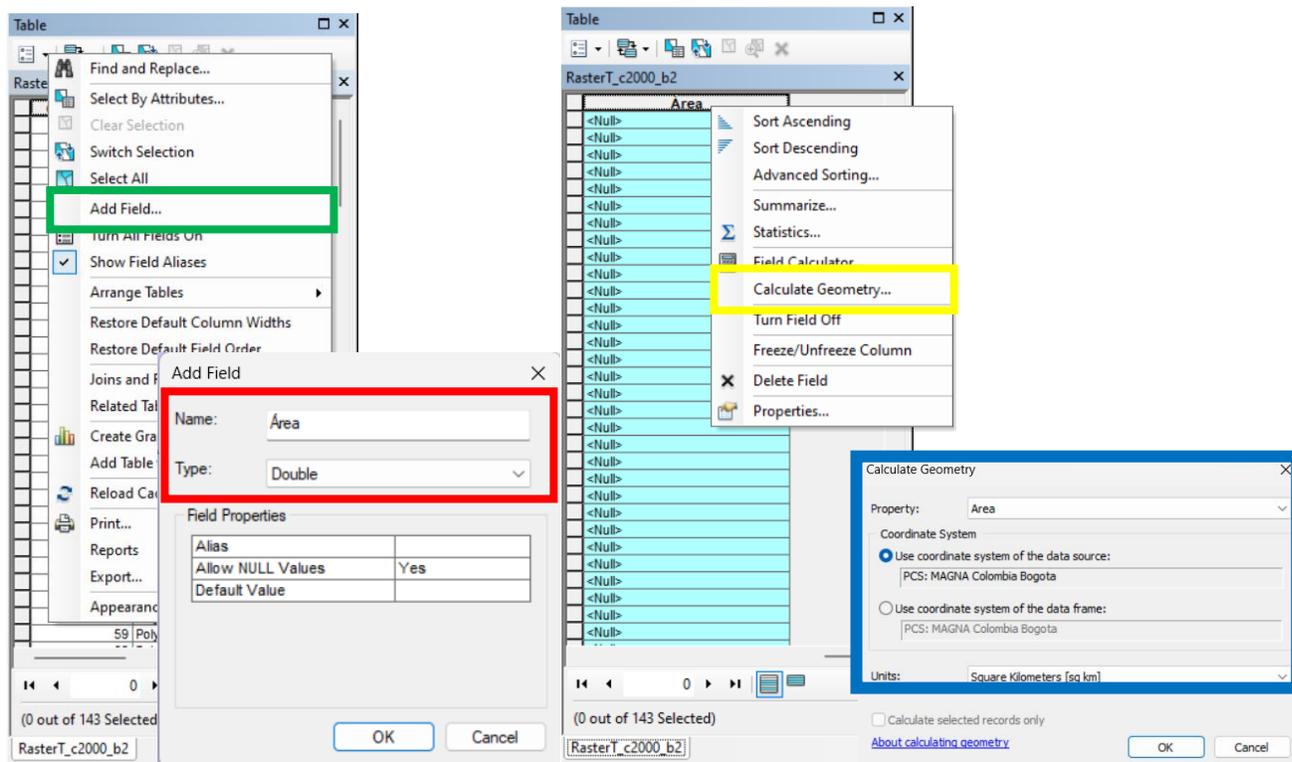
6.2.3 Fase 3

- ✓ Cálculo de retroceso glaciar en el periodo de tiempo (2000-2022)

A partir de los shapefile generados por la clasificación digital de imágenes, se procede a calcular la superficie glaciar de cada una de las imágenes seleccionadas por periodo (km^2). Esto se realiza por medio de la tabla de atributos de cada capa, agregando un nuevo campo en “Add field...” (recuadro verde) y se agrega con el campo “Área” con tipo de entrada “Double” llamado “Área” (recuadro rojo).

Una vez creado el campo, se procede a calcular la geometría por medio de la herramienta “Calculate Geometry” (recuadro amarillo); a partir de la ventana emergente desplegada, se configura las propiedades con el sistema de coordenadas y las unidades de salida, en este caso se emplea el sistema de coordenadas sugerido por el IDEAM, que es “MAGNA Colombia Bogotá”, y las unidades de área se calculan en kilómetros cuadrados (km^2) para que sea más fácil su lectura.

Ilustración 22 Cálculo de Áreas para la superficie glaciar



Nota: [Ilustración].Fuente: Elaboración propia

- ✓ Calcular indicadores de tasa de cambio

A partir de las áreas calculadas en el punto anterior se procedió a calcular de la tasa de cambio anual de la superficie glaciar en porcentaje por medio de la siguiente formula (Colonia & Torres, 2011):

$$r = \left[\left(\frac{N}{N_0} \right)^{\frac{1}{t}} - 1 \right] * 100$$

Donde:

- N_0 = superficie de la cobertura glaciar en el tiempo “0”

- N = superficie de la cobertura glaciar en el tiempo “1”
- r = tasa de cambio anual
- t = diferencia del tiempo en años

La fórmula utiliza la resta de -1 para convertir el valor absoluto de cambio en la superficie glaciar a un valor relativo o porcentual con respecto a la superficie inicial (Citterio y otros, 2007). El término $\left(\frac{N}{N_0}\right)^{\frac{1}{t}}$ representa la tasa media anual de cambio en términos absolutos entre los periodos inicial (N_0) y final (N) (Colonia & Torres, 2011). Si no se restara -1, esta tasa no expresaría un porcentaje de cambio sino un factor absoluto de reducción o incremento.

Al restarle la unidad (1), se calcula la diferencia relativa respecto a esa unidad o valor inicial. De esta manera, se obtiene directamente el porcentaje de cambio anual en lugar del factor absoluto. Luego, al multiplicar por 100, se convierte a una tasa porcentual.

6.2.4 Fase 4

- ✓ Seleccionar método de interpolación más adecuado para el caso de estudio

Para esta investigación se plantea usar los siguientes modelos de regresión:

- Regresiones lineales: Las técnicas de regresión examinan la construcción de modelos para explicar o representar la relación entre la variable dependiente (Y) y variable independiente (X). (Tussel, 2011)

$$Y = f(x_0 + x_1, \dots, x_n) + \varepsilon$$

Donde:

- Y = Variable dependiente o variable respuesta
 - x_n =Variables explicativas o independientes.
 - ε = Perturbación o error aleatorio.
- Mínimos cuadrados: Es un método común para estimar los coeficientes de las ecuaciones de regresión lineal que describen la relación entre una (o varias) variables independientes cuantitativas y una variable dependiente. (Myers & Walpole, 1992)

$$Y_i = a + b x$$

Donde:

- Y_i = Variable aleatoria en el par ordenado $x_i y_i$
 - a y b = Parámetros que deben estimarse a partir de datos muestrales
 - x =Variable independiente
- Polinómica de grado n : es un método matemático que consiste en encontrar un polinomio de grado n que pase exactamente por un conjunto de datos de $n+1$ puntos. La forma general de un polinomio de grado n es (Flores, 2012):

$$P(x) = a_0 + a_1x + a_2x^2 + a_3x^3 + \dots + a_nx^n$$

Donde:

- $a_0, a_1, a_2, \dots, a_n$ = Son coeficientes que deben ser determinados
- $P(x)$ = s el valor de la función interpolante para un valor específico de x
- x = Variable independiente

Esta interpolación se basa en encontrar dichos coeficientes de forma que el polinomio pase exactamente por el conjunto de datos.

- ✓ Calcular la relación entre variables para llegar a un grado de aproximación.

Con cada uno de los métodos se procedió a calcular los valores que componen cada una de las funciones de interpolación con los datos extraídos del análisis multitemporal para encontrar el polinomio que mayor afinidad tenga con la serie de datos.

- ✓ Proyectar el comportamiento del glaciar de acuerdo a los resultados de la interpolación

Una vez encontrada la función polinómica se procederá a realizar una proyección del retroceso glaciar del Volcán Nevado del Huila a los años 2025, 2027 y 2030, y comprobar el grado de afinidad de los datos proyectados y los extraídos por el análisis multitemporal.

A partir de las fases 3 y 4 se realizó con la versión de Python 3.12 con el IDE de uso público Pycharm 2023.3.2 Community edition. Se emplearon las siguientes bibliotecas:

- Numpy: Que proporciona funcionalidades con las cuales manipular arreglos y realizar operaciones matriciales y numéricas de manera eficiente.
- Sympy: Está diseñada para álgebra simbólica, permitiendo trabajar con expresiones algebraicas en lugar de valores numéricos dando la

posibilidad de trabajar con símbolos algebraicos, resolver ecuaciones, simplificar expresiones y realizar cálculos simbólicos.

- Matplotlib: Es una biblioteca ampliamente utilizada para la creación de gráficos y visualizaciones, la cual proporciona una interfaz para creación de gráficos tanto 2D como 3D, dando la posibilidad de dar diferentes formatos a dichas salidas graficas.

7. RESULTADOS Y ANÁLISIS

7.1 Fase 1. Selección de imágenes satelitales

Las imágenes fueron seleccionadas de acuerdo a los criterios descritos en los apartados 6.2.1. Las imágenes que se obtuvieron de la pagina de la USGS están descritas en la tabla 9, donde para los años 2003, 2004, 2006, 2014 y 2019 no se encontraron imágenes bajo el criterio de nubosidad inferior a 30%.

Tabla 9 Listado de años de los que se obtuvo imagen satelital

AÑO	IMAGEN	AÑO	IMAGEN
2000	SI	2012	SI
2001	SI	2013	SI
2002	SI	2014	NO
2003	NO	2015	SI
2004	NO	2016	SI
2005	SI	2017	SI
2006	NO	2018	SI
2007	SI	2019	NO
2008	SI	2020	SI
2009	SI	2021	SI
2010	SI	2022	SI
2011	SI		

Nota: Los años en color rojo no se obtuvieron imágenes con nubosidad inferior al 30%.

Fuente: Elaboración propia

Posterior a la obtención de imágenes, se realizó el llenado de vacíos por cada una de las bandas de cada año. En este proceso, se descartaron años en los cuales la interpolación realizada en los gaps resulto con problemas de visualización (ilustración

24) y distorsión en la imagen, al igual que exceso de nubosidad en el área glaciario (ilustración 23). Los años que no se tomaron en cuenta están descritos en la tabla 10.

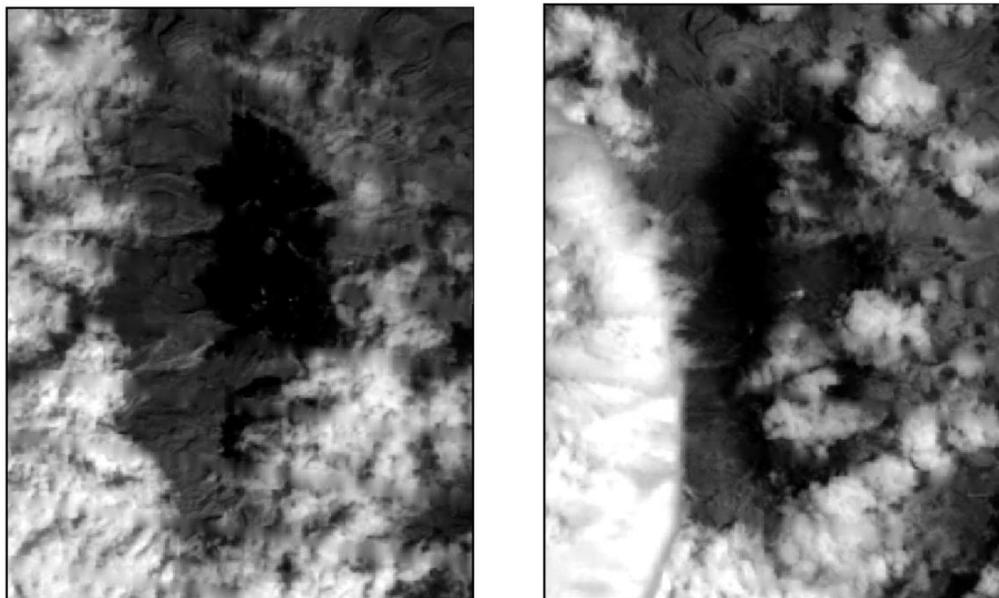
Tabla 10 Imágenes landsat usadas y descartadas

AÑO	USADAS	AÑO	USADAS
2000	SI	2012	SI
2001	SI	2013	NO
2002	SI	2015	NO
2005	SI	2016	NO
2007	NO	2017	NO
2008	SI	2018	NO
2009	SI	2020	SI
2010	NO	2021	SI
2011	SI	2022	SI

Nota: Los años en color rojo son los descartados por problemas en la visualización del glaciar.

Fuente: Elaboración propia

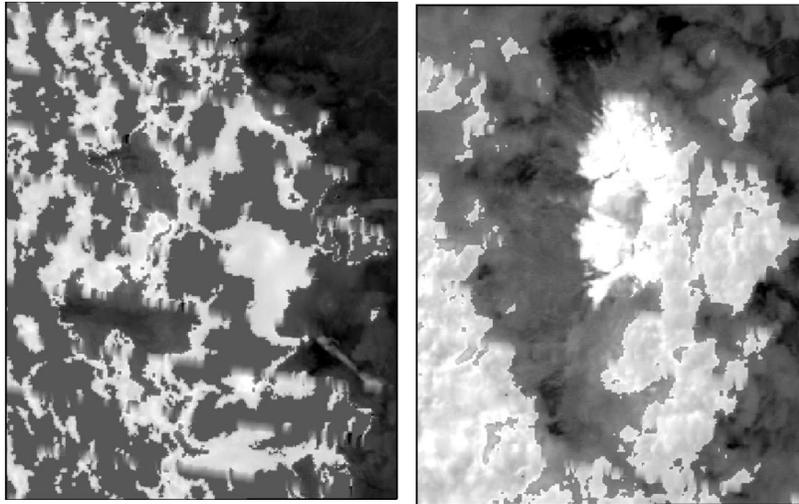
Ilustración 23 Imágenes con problemas de visualización por nubosidad



Nota: A la derecha, se observa el año 2015 y a la derecha año 2017 con problemas de obstrucción del área glaciario por nubes. Banda 5 en ambas imágenes, [Ilustración].

Fuente: Elaboración propia

Ilustración 24 Imágenes descartadas por problemas en el proceso de interpolación para llenado de gaps



Nota: A la derecha, se observa el año 2010 y a la derecha año 2013 con interpolaciones defectuosas. Banda 3 en ambas imágenes, [Ilustración]. Fuente: Elaboración propia

En la tabla 11, se presenta el listado de imágenes que fueron finalmente empleadas para el estudio y la fecha de adquisición de cada una.

Tabla 11 Imágenes empleadas con su fecha de adquisición

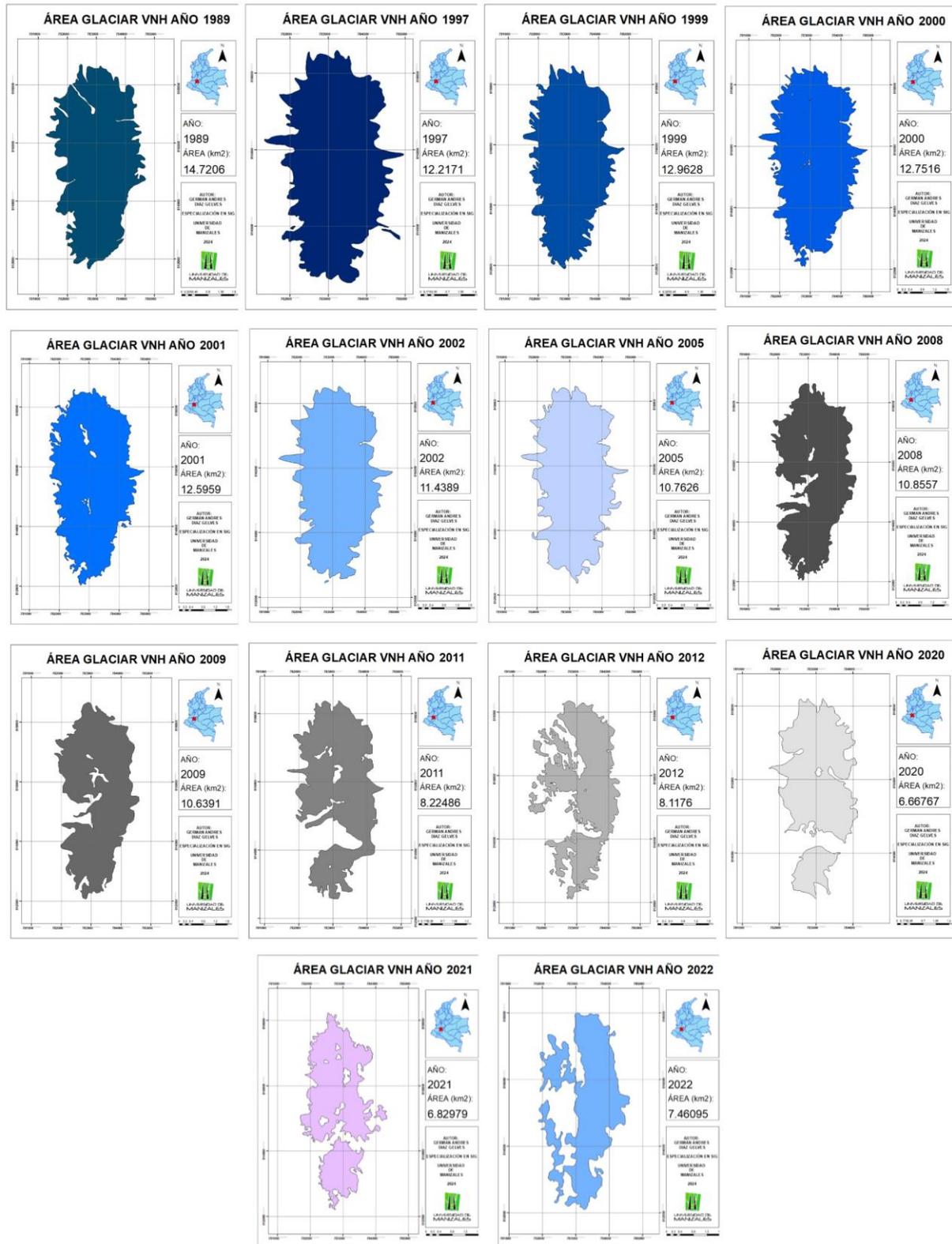
Año	Fecha
2000	30/12/2000
2001	24/8/2001
2002	14/10/2002
2005	24/2/2005
2008	12/9/2008
2009	26/5/2009
2011	24/1/2011
2012	6/8/2012
2020	21/3/2020
2021	12/6/2021
2022	26/9/2022

Nota. [Tabla]. Nota. Fuente: Elaboración propia

7.2 Fase 2. Tratamiento Digital de imágenes

Una vez realizado el recorte de la zona de estudio de las imágenes seleccionadas para la investigación, se realizó la clasificación digital (ilustración 25).

Ilustración 25 Delimitación área glaciar por años del VNH



Nota. [Ilustración]. Fuente: Elaboración propia

7.3 Fase 3. Cálculo Retroceso Glaciar

A partir de la metodología descrita anteriormente, se logra calcular los resultados de área para el Volcán Nevado del Huila (VNH) descritos en la tabla 12 en unidades de kilómetros cuadrados (km^2) al igual que la diferencia entre periodos; esto con respecto al año anterior (km^2) y su porcentaje de retroceso (%). De acuerdo a esto, se evidencia en los primeros años una tendencia marcada de retroceso con su pico máximo en 2011 con una disminución del 22.74%. Las áreas que presentan mayor retroceso glaciar son para los periodos (1997-1999) y (2009-2011) con un área de 2.5 km^2 y 2.42 km^2 respectivamente; ambos con una diferencia de 2 años entre segmentos, los años (2012-2020) con un área glaciar perdida de 1.45 km^2 y los años (2001-2002) con una reducción de 1.16 km^2 .

Tabla 12 Áreas del VNH por cada uno de los años trabajados

Año	Fecha	Area (km^2)	Retroceso (km^2)	% Retroceso
1989	7/8/1989	14.72	-	-
1997	24/10/1997	12.22	-2.5	-16.98%
1999	10/7/1999	12.96	0.74	6.06%
2000	30/12/2000	12.75	-0.21	-1.62%
2001	24/8/2001	12.6	-0.15	-1.18%
2002	14/10/2002	11.44	-1.16	-9.21%
2005	24/2/2005	10.76	-0.68	-5.94%
2008	12/9/2008	10.86	0.1	0.93%
2009	26/5/2009	10.64	-0.22	-2.03%
2011	24/1/2011	8.22	-2.42	-22.74%
2012	6/8/2012	8.12	-0.1	-1.22%
2020	21/3/2020	6.67	-1.45	-17.86%
2021	12/6/2021	6.83	0.16	2.40%
2022	26/9/2022	7.46	0.63	9.22%

Nota. [Tabla]. Fuente: Elaboración propia

De acuerdo a la tabla 13, para el periodo 11 (2012-2020) la diferencia anual es de 7.58 años siendo esta brecha donde se presenta la ausencia de datos más grande. Esto debido a la falta de imágenes Landsat con las características adecuadas para un correcto análisis sobre la zona de estudio para este periodo.

Para los periodos 2, 7, 12 y 13 se observa un aumento en la extensión de terreno donde se restaura área glaciaria, siendo la más alta para el periodo 2 (1997-1999) con un aumento de 0.74 km² (6.06%), continuando con el periodo (2021-2022) con 0.63 km² (9.22%). Los periodos 12 y 7 también tienen un aumento muy parecido entre ambos con 0.16 km² y 0.1 km². respectivamente.

Tabla 13 Diferencia entre periodos en años y meses

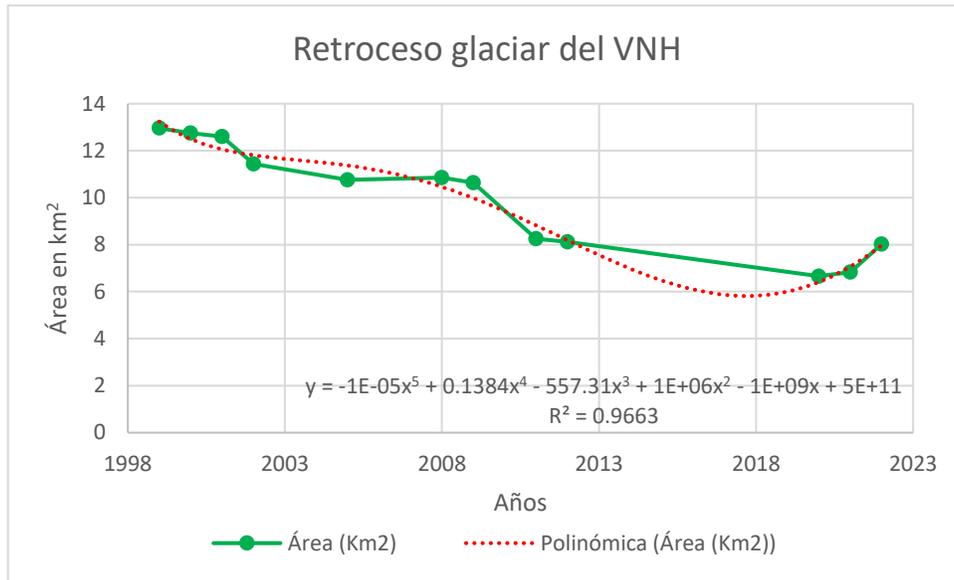
Periodo	Años	Diferencia años	Diferencia meses	Diferencia años.meses
1	(1989-1997)	8	98	8.17
2	(1997-1999)	1	20	1.67
3	(1999-2000)	1	17	1.42
4	(2000-2001)	0	7	0.58
5	(2001-2002)	1	13	1.08
6	(2002-2005)	2	28	2.33
7	(2005-2008)	3	42	3.50
8	(2008-2009)	0	8	0.67
9	(2009-2011)	1	19	1.58
10	(2011-2012)	1	18	1.50
11	(2012-2020)	7	91	7.58
12	(2020-2021)	1	14	1.17
13	(2021-2022)	1	15	1.25

Nota. [Tabla]. Fuente: Elaboración propia

En la ilustración 26 se evidencia gráficamente el comportamiento del glaciar a lo largo de los años, mostrando que para el periodo (2013-2019) donde no se presentan datos, la ecuación polinómica de grado 5 que describe el conjunto de datos puede

llegar a presentar errores al tener una ausencia tan grande de información, a pesar que el coeficiente de determinación (R^2) fuese tan cercano a 1.

Ilustración 26 Retroceso glaciar VNH con la ausencia de datos



Nota. [Ilustración]. Fuente: Elaboración propia

Con la finalidad que la extrapolación tenga el menor error posible, se emplearon los datos de área de los años 2010, 2016, 2017 y 2019 cuantificados por el IDEAM y publicados en su sitio web. Dichos datos se presentan en la siguiente tabla:

Tabla 14 Áreas cuantificadas por el IDEAM para el VNH.

Año	Área (Km²)
2010	9.7
2016	7.7
2017	7.37
2019	7.13

Nota. [Tabla]. Fuente: (IDEAM, Glaciares, 2021)

Con estos datos, se complementa la información en el periodo de estudio (tabla 15). Cambiando de igual forma, los coeficientes del polinomio (ilustración 27) pero presentando un mejor ajuste de los datos y con un muy ligero cambio en el R^2 .

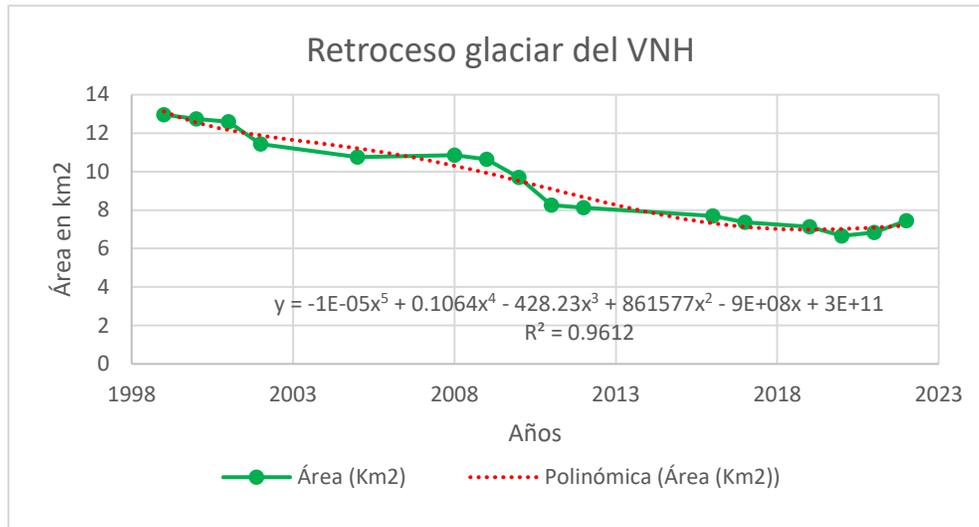
Tabla 15 Áreas de retroceso glaciar en el VNH con información complementaria del IDEAM

Año	Area (km ²)	Retroceso (km ²)	% Retroceso
1989	14.72	-	-
1997	12.22	-2.5	-16.98%
1999	12.96	0.74	6.06%
2000	12.75	-0.21	-1.62%
2001	12.6	-0.15	-1.18%
2002	11.44	-1.16	-9.21%
2005	10.76	-0.68	-5.94%
2008	10.86	0.1	0.93%
2009	10.64	-0.22	-2.03%
2010	9.7	-0.94	-8.83%
2011	8.22	-1.48	-15.26%
2012	8.12	-0.1	-1.22%
2016	7.7	-0.42	-5.17%
2017	7.37	-0.33	-4.29%
2019	7.13	-0.24	-3.26%
2020	6.67	-0.46	-6.45%
2021	6.83	0.16	2.40%
2022	7.46	0.63	9.22%

Nota. [Tabla]. Fuente: Elaboración propia

Con los datos complementarios añadidos a la serie de tiempo, se observa en la ilustración 19 una curva más suave y con mejor ajuste a la serie de datos (línea de tendencia “roja”). Al igual que el cambio en los coeficientes del polinomio y una ligera disminución en el coeficiente de determinación, el cual bajo 0.051, mostrando que el modelo se ajusta en gran medida a los datos observados.

Ilustración 27 Retroceso glaciar VNH con información complementaria del IDEAM



Nota: [Ilustración]. Fuente: Elaboración propia

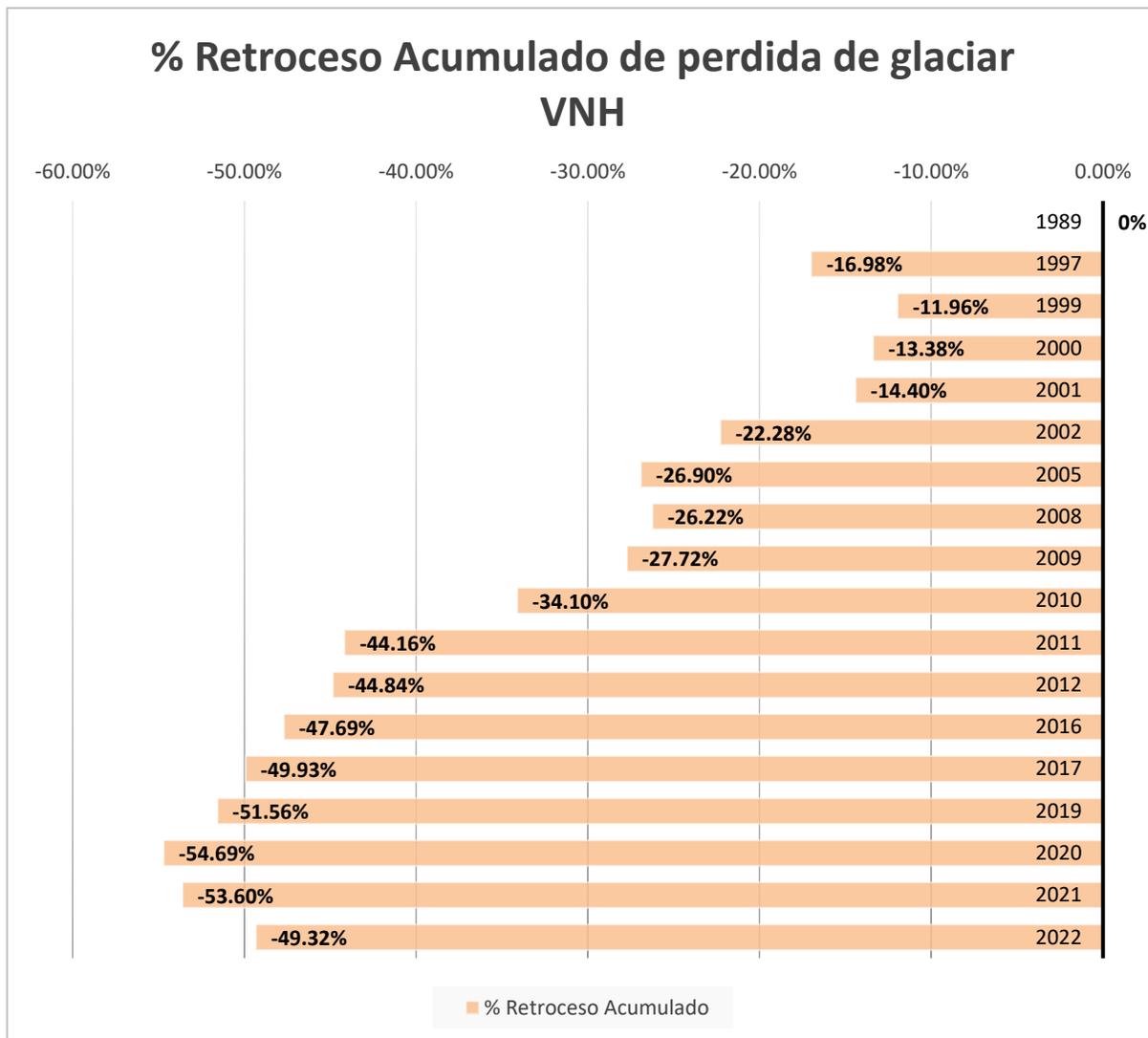
Los coeficientes de la función polinómica de grado 5 se presentan en la siguiente ecuación:

$$f(y) = -1.052 * 10^{-5}(x^5) + 0.1064(x^4) - 428.23(x^3) + 861577(x^2) - 9 * 10^8(x) + 3.47 * 10^8$$

A pesar de que los datos siguen una tendencia bajista, se encuentran leves aumentos de áreas que generan una ligera ondulación en la curva de tendencia (ilustración 19), con el polinomio de grado 5 se logra llegar a un ajuste mayor en comparación a los otros polinomios de grado inferior en relación con R^2 .

- Grado 4 (n^4): $R^2 = 0.9593$
- Grado 3 (n^3): $R^2 = 0.9555$
- Grado 2 (n^2): $R^2 = 0.9446$

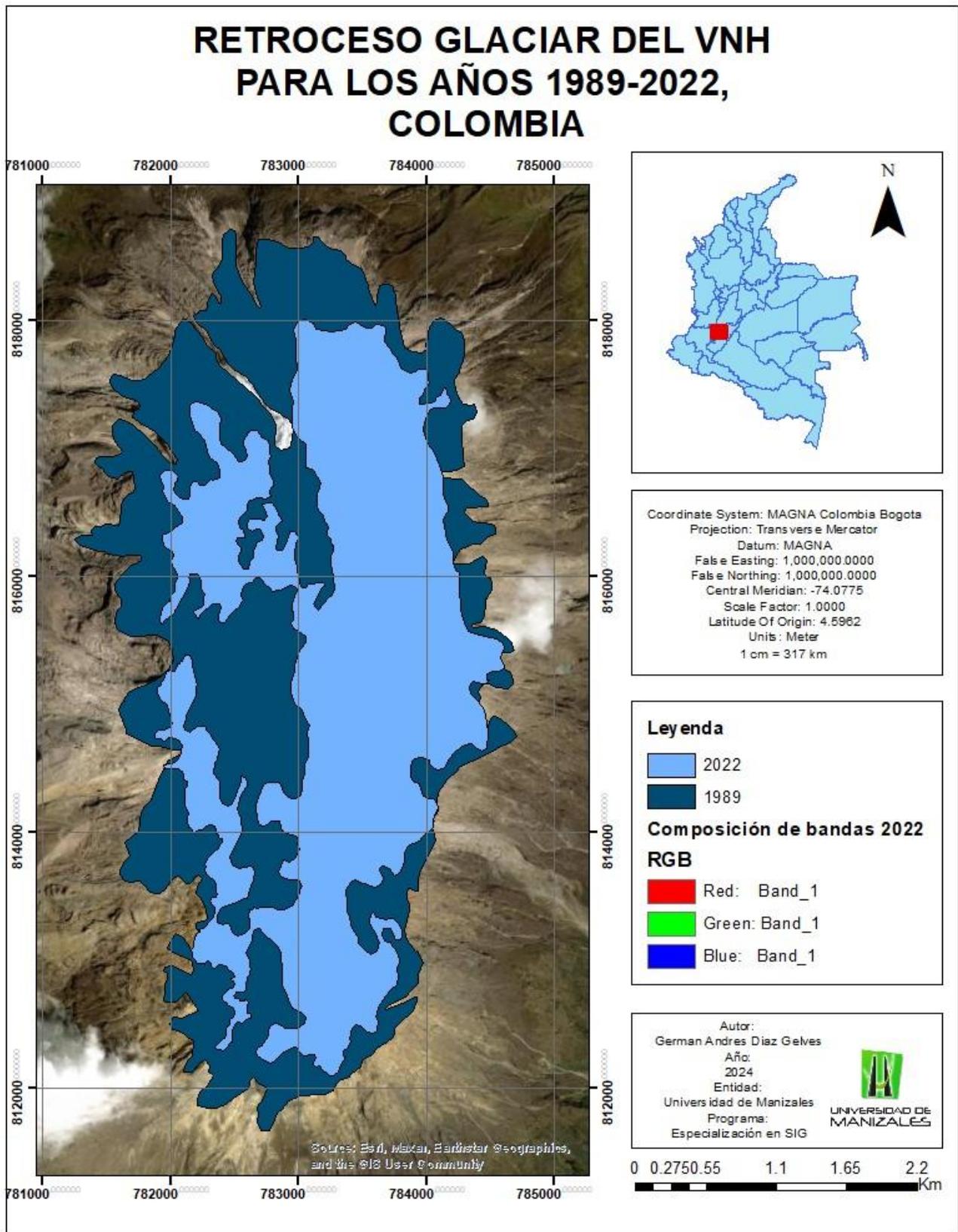
Ilustración 28 Retroceso porcentual acumulado de la perdida glaciara del VNH



Nota. [Ilustración]. Fuente: Elaboración propia

A pesar de que el VNH a tenido incrementos en algunos años sobre la extensión de área del glaciara, la perdida neta significativa a lo largo del tiempo ha sido mayor a su tasa de recuperaci3n; tal como se observa en la ilustraci3n 29; llegando a 2020 a perder m1s del 54% de 1rea glaciara, para luego tener una ligera disminuci3n de 1rea perdida para los a1os 2021 y 2022, donde se recuper3 un 5.37% entre estos a1os.

Ilustración 29 Retroceso glaciar del VNH para el periodo entre 1989-2022, Colombia



Nota. [Ilustración]. Fuente: Elaboración propia

La imagen empleada para la salida grafica de la ilustración 29 corresponde a la imagen de 2022, en una combinación de color natural (RGB 3,2,1) desde la base de datos en línea de ArcMap a una escala de 1:35.000.

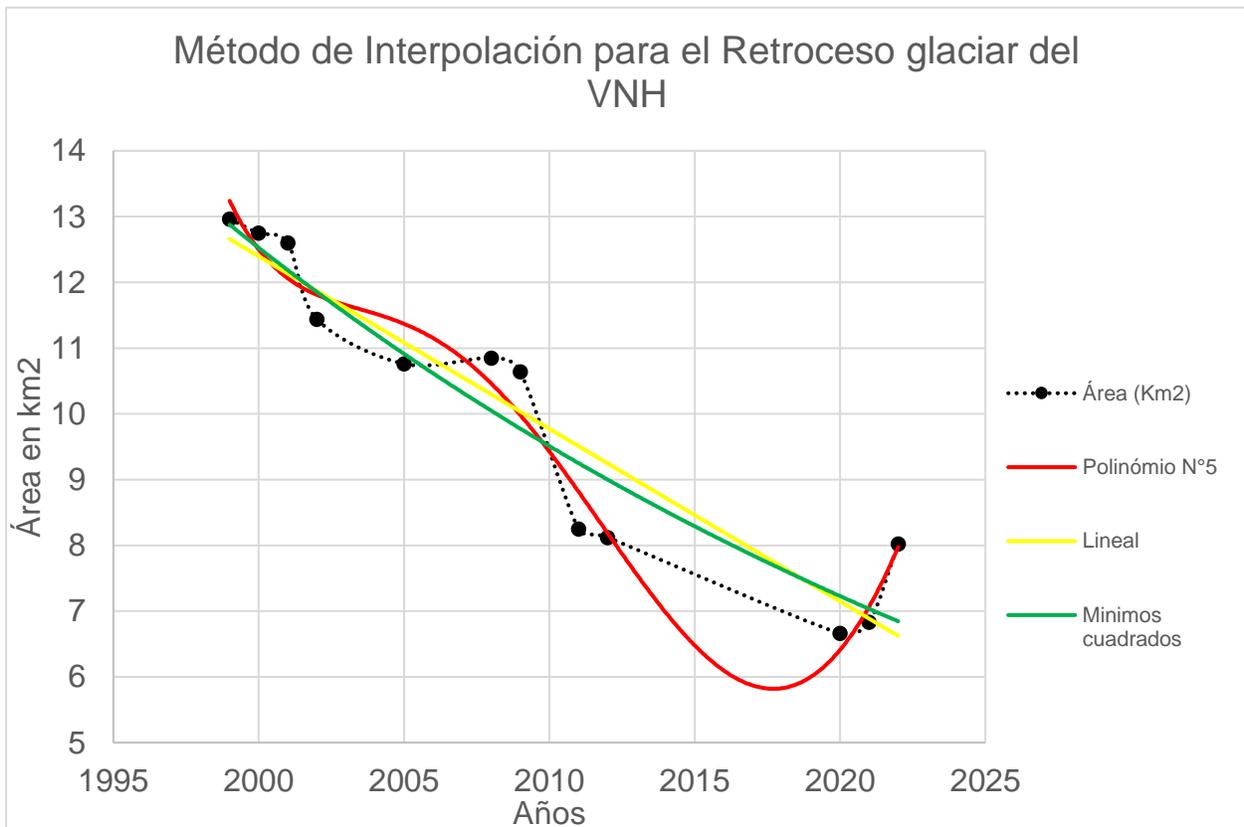
Para una visualización más clara de el área glaciár perdida, se realizo la salida grafica presente en la ilustración 29, donde de color azul oscuro se representa el año 1989 (año 0 del estudio) y de un azul más claro el año 2022. De está forma se observa de manera más evidente el retroceso del -49.32% en comparación del año base (1989) con un área acumulada de -7.26 km² de perdida a lo largo de los 33 años de diferencia entre segmentos.

7.4 Fase 4: Proyección área glaciár

La proyección para los años posteriores al periodo de estudio se realizo por medio del lenguaje de programación Python con la versión 3.12 por medio de la IDE PyCharm 2023.3.2 Community Edition de uso libre. Al ser un lenguaje de programación de alto nivel y con multitud de bibliotecas especializadas, las cuales contienen gran variedad de métodos que facilitan cálculos simbólicos y manipulaciones algebraicas como el objeto de estudio de este trabajo.

El método de interpolación seleccionado fue el de polinomio de grado n , debido a que es el que presenta un mejor ajuste a los datos (ilustración 30); en comparación con los métodos lineal y de mínimos cuadrados, que no se ajustan al modelo de datos. Esto se debe a que los datos son algo irregulares y con poca homogeneidad.

Ilustración 30 Métodos de interpolación para el Retroceso glaciar del VNH



Nota. [Ilustración]. Fuente: Elaboración propia

Para realizar la proyección del área glaciar, primero se realizó un llenado de datos faltantes, por medio de la función polinómica de grado 5, una vez calculados las áreas faltantes se realiza un reajuste del polinomio con todos los años en el periodo 2000-2022. Los resultados de las áreas interpoladas se encuentran expresadas en los recuadros demarcados de color azul en la tabla 16.

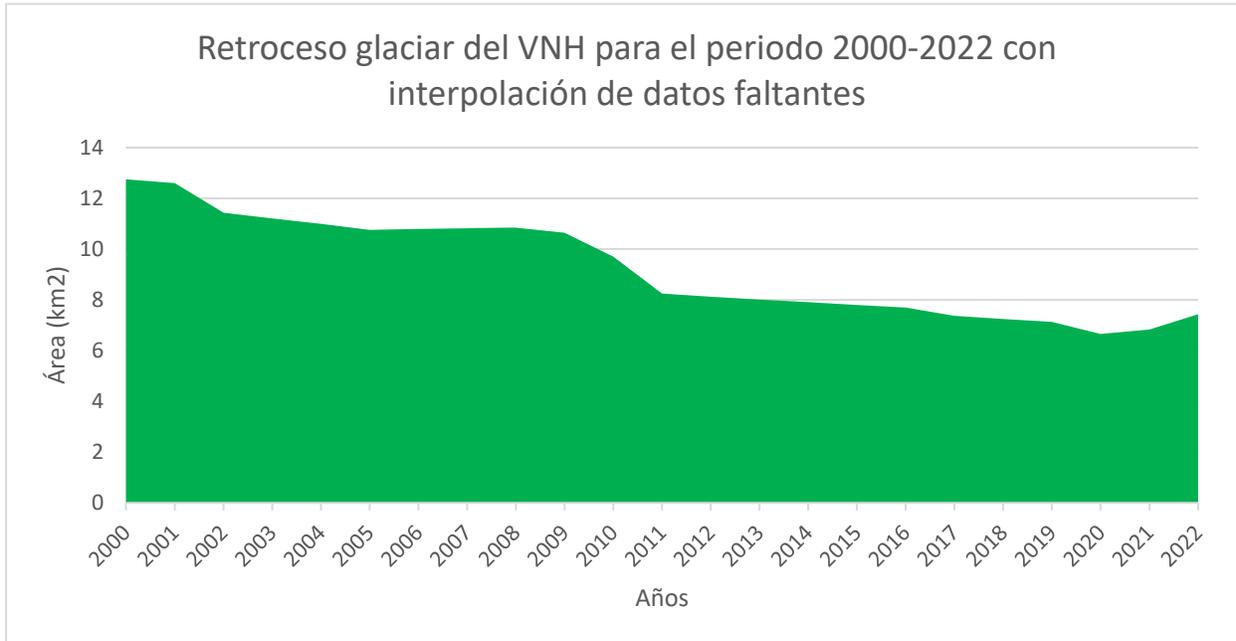
Tabla 16 Tasa de cambio anual dentro del periodo 2000-2022 con la interpolación de años faltantes

Año	Área (km²)	Tasa de cambio anual (%)
2000	12.75	-1.62
2001	12.6	-1.18
2002	11.44	-9.21
2003	11.21	-2.01
2004	10.99	-1.96
2005	10.76	-2.09
2006	10.79	0.28
2007	10.82	0.28
2008	10.85	0.28
2009	10.64	-1.94
2010	9.7	-8.83
2011	8.25	-14.95
2012	8.12	-1.58
2013	8.01	-1.35
2014	7.91	-1.25
2015	7.8	-1.39
2016	7.7	-1.28
2017	7.37	-4.29
2018	7.25	-1.63
2019	7.13	-1.66
2020	6.66	-6.59
2021	6.83	2.55
2022	7.44	8.93
Promedio de Tasa de cambio anual		-2.28

Nota. [Tabla]. Fuente: Elaboración propia

En la ilustración 31, se evidencia la pérdida de área (km²) a lo largo del periodo (2000-2020), presentando un mejor ajuste con respecto al polinomio con una tasa de cambio anual promedio de -2.28% y una reducción de área anual promedio de -0.427 km² en los 22 años de estudio.

Ilustración 31 Retroceso glaciar del VNH para el periodo 2000-2022 con interpolación de datos faltantes



Nota. [ilustración]. Fuente: Elaboración propia

Tabla 17 Proyección de áreas para los años 2023-2030

Año	Área (km²)	Tasa de cambio anual (%)
2023	7.13	-4.17
2024	6.96	-2.38
2025	6.57	-5.60
2026	5.85	-10.96
2027	4.67	-20.17
2028	2.88	-38.33
2029	0.31	-89.24
2030	0	-100.00

Nota. [Tabla]. Fuente: Elaboración propia

Los años de estudio de los que se plantea conocer el área perdida por el retroceso glaciar son 2025, 2027 y 2030 resaltados de color verde en la tabla 17. Por medio del script creado se extrapolaron los años desde 2023 a 2030 con la finalidad de conocer el área para cada año y la tasa de cambio anual. Se empleó el método de

extrapolación de Richardson para mejorar la precisión de la estimación de los datos, con un tamaño de paso inicial de 1 año y un total de 10 iteraciones.

Una vez realizado el ajuste se procede a calcular las métricas del ajuste polinómico (tabla 18), donde se evidencia que el MSE siendo de un valor de 0.1431 km² y la desviación estándar de 0.3783 km² tienden a ser valores relativamente altos en comparación con el promedio de retroceso anual de los periodos de estudio (0.4270 km²), indicando que el modelo tiende a subestimar las reducciones de área y la variabilidad en los errores es significativa en relación con la tasa de reducción observada. El Intervalo de confianza al ser más amplio que la reducción de área anual promedio, indica que las predicciones pueden abarcar un rango considerable alrededor de la tasa promedio.

Tabla 18 Métricas del Ajuste Polinómico

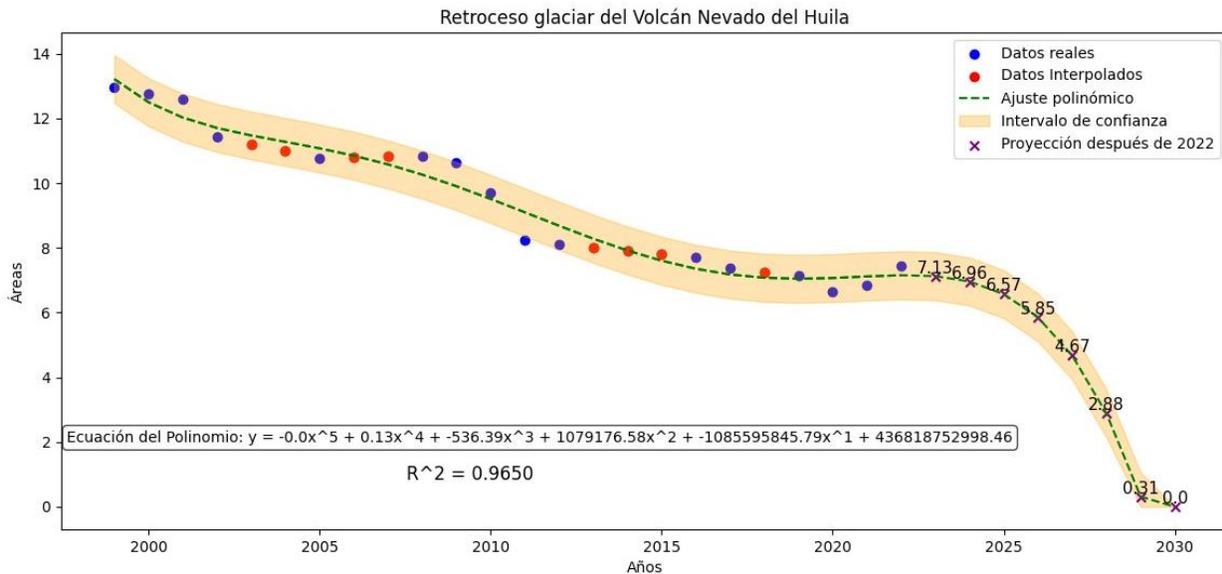
Métricas del Ajuste Polinómico	
Error Cuadrático Medio (MSE)	0.1431 km ²
Desviación Estándar Residual	0.3783 km ²
Intervalo de confianza	±0.74 km ²

Nota. [Tabla]. Fuente: Elaboración propia

Se empleo un intervalo de confianza del 95%, el cual de acuerdo a la tabla de distribución normal se valoro de Z critico es de 1.96. De acuerdo a este intervalo de confianza para el año 2011 observamos un valor atipico en comparación de la tendencia general donde el % de retroceso glaciario anual fue del -15.26%, siendo uno de los más grandes porcentualmente.

Según los datos obtenidos por medio de la proyección para el año 2025 el área glaciaria sería de 6.57 km², 2027 con 4.67 km² y para 2030 se proyecta la desaparición del glaciar en su totalidad, de continuar con las condiciones actuales del modelo. La tasa de retroceso glaciario promedio desde 2023 hasta 2030 es de -0.93 km² anual (tabla 19).

Ilustración 32 Retroceso glaciario del VNH para el periodo 2000-2030



Nota. [Ilustración]. Fuente: Elaboración propia

Tabla 19 Proyección de retroceso glaciario para el periodo de años 2023-2030

Año	Area (km ²)	Retroceso (km ²)	% Retroceso
2023	7.13	-0.33	-4.42
2024	6.96	-0.17	-2.38
2025	6.57	-0.39	-5.60
2026	5.85	-0.72	-10.96
2027	4.67	-1.18	-20.17
2028	2.88	-1.79	-38.33
2029	0.31	-2.57	-89.24
2030	0	-0.31	-100.00
Promedio		-0.93	-33.89

Nota. [Tabla]. Fuente: Elaboración propia

La ecuación polinómica que describe el conjunto de datos es la siguiente:

$$f(y) = -1.325 * 10^{-5}(x^5) + 0.133(x^4) - 536.39(x^3) + 1079176.58(x^2) - 1.085 * 10^9(x) + 4.36 * 10^{11}$$

8. Conclusión

La disposición de imágenes Landsat es bastante extensa, dando la posibilidad de poder realizar diferentes estudios referentes a la teledetección. A pesar de esto, las zonas de estudio como glaciares y nevados, tienen la peculiaridad de presentar una nubosidad alta debido a las precipitaciones, altitudes altas y bajas temperaturas; dificultando encontrar imágenes con una correcta visibilidad de la zona glaciaria. Este factor, inhabilita en gran medida la galería de imágenes satelitales que puedan encontrarse de libre acceso. La implementación de otras tecnologías de sensoramiento remoto como imágenes Radar de apertura sintética (SAR) o Datos Láser Escaner (LiDAR), donde sus datos no son dependientes de factores ambientales como las nubes y/o precipitación, son ideales para estudios de este tipo, aunque teniendo en cuenta el presupuesto del proyecto y los alcances a los que se quieran llegar dado que imágenes de este tipo, mayormente presentan costos elevados.

La metodología de relación de bandas espectrales resulta útil para delimitar y monitorear la extensión de glaciares en imágenes de sensores remotos como Landsat. Mediante el contraste entre una banda del visible o infrarrojo cercano, donde la reflectancia de la nieve y el hielo es mínima, y una banda del infrarrojo de onda corta, con máxima reflectancia para las zonas glaciares, se puede resaltar y discriminar estas áreas por sus firmas espectrales únicas. La relación de bandas 3 y 5, presentan una mejor delimitación y visibilidad de la zona glaciaria, en comparación con las bandas 4 y 5, debido a la superficie rocosa que rodea al nevado. Aunque la clasificación por relación de bandas es una metodología bastante efectiva, es necesario la intervención manual

del investigador para finiquitar y depurar posibles errores que se puedan encontrar dentro de la clasificación. Este ajuste, se ve afectado por la calidad de la imagen y la resolución espacial, generando ciertas limitaciones a la hora de trabajar con imágenes Landsat. El emplear imágenes de Sentinel u otros sensores con una mayor resolución espacial, lograría reducir el error a la interpretación humana.

La reducción del área glaciar en el Volcán Nevado del Huila ha tenido una tendencia constante de pérdida de área glaciar desde 1989 hasta la actualidad (2022), con una acelerada desglaciación. La tasa promedio de retroceso se expresa como un porcentaje anual (-2.28%) y en términos de área en kilómetros cuadrados anuales (-0.427 km²) indicando un ritmo altamente significativo de contracción de masa glaciar. Si bien este modelo matemático polinómico de grado 5 no representa con total precisión la compleja realidad del comportamiento glaciar, provee un alto grado de aproximación a la tendencia de retroceso glaciar existente. El coeficiente de determinación R^2 de 0.9612 obtenido para la ecuación ajustada implica un excelente ajuste a los datos empíricos de área glaciar, explicando el 96.12% de la variabilidad observada. Esto refuerza la validez y precisión de los resultados del modelo para describir la acelerada pérdida de la masa glaciar en este volcán.

De acuerdo a los datos obtenidos por la proyección, el área glaciar del Volcán Nevado de Huila se agotará para el año 2030, sugiriendo un escenario preocupante y resaltando la urgencia de abordar las causas subyacentes del retroceso glaciar. Este pronóstico se basa en la tendencia actual de pérdida de área glaciar y en la extrapolación de esa tendencia hacia el futuro. Con la implementación de tecnologías como Python, recrear, modelar y visualizar modelos de este tipo es de suma facilidad,

permitiendo integrar en una misma plataforma el pre-procesamiento de datos análisis estadístico, modelado matemático y visualización de resultados gracias a las librerías específicas especializadas para análisis científico y modelado; donde en casos como en la extrapolación de Richardson, que requiere de varias iteraciones para ajustar su grado de aproximación es una herramienta muy potente y robusta.

En retrospectiva, aunque las dinámicas glaciares poseen cierta capacidad de recuperación a las cuales se les puede atribuir el aumento de área glaciar en los años 1999, 2008, 2021 y 2022 con un % de aumento en área glaciar de 6.06%, 0.93%, 2.40% y 9.22% respectivamente, los factores externos, especialmente el cambio climático, han impulsado un patrón ininterrumpido de retroceso glaciar creciente. Aunque las fuerzas internas pueden influir en la regeneración de áreas glaciares, su impacto se ve eclipsado por la magnitud de los efectos ambientales externos. Esta realidad subraya la urgente necesidad de abordar el cambio climático y otros factores humanos para frenar el persistente retroceso glaciar.

9. Recomendaciones

Las imágenes satelitales de Landsat generan resultados certeros para este tipo de metodologías en periodos de tiempo tan cortos (años), pero dada la resolución espacial de estas imágenes (30 metros) llega a presentar dificultades al momento de lograr una correcta identificación en los límites glaciares. Para futuras investigaciones relacionadas, sería óptimo trabajar con imágenes cuyas resoluciones espaciales sean iguales o inferiores a 1 metro, facilitando la identificación de zonas que no presentan glaciación. Aunque la resolución de las imágenes Landsat no sea muy alta, permite lograr un nivel de detalle bastante acertado y con resultados muy cercanos a la realidad.

El ciclo de vida de un glaciar es bastante complejo, en donde interactúan muchos factores externos como la precipitación, radiación solar, temperatura y topografía de la zona. En esta investigación no se tomaron en cuenta para describir el retroceso glaciar, pero realizar un análisis multivariable con algunas de estos factores o todos, puede llegar a un grado de aproximación más exacto en cuanto a la extrapolación que define el comportamiento del glaciar, al igual que identificación de parámetros o variables que presentan una afectación directa o indirecta con el estado del glaciar a lo largo de los años.

10. Referencias

- Arias, J. (2021). *Retroceso glaciar del Volcán Nevado Santa Isabel entre 1986 y 2020*. Medellín: Universidad EAFIT.
- Sierra Araujo, B. (2006). *Aprendizaje Automático: conceptos básicos y avanzados*. Advanced Tech Computing Group UTPL: <https://advancedtech.wordpress.com/2008/04/14/clasificacion-supervisada-y-no-supervisada/>
- ArcGIS Help. (s.f.). *¿Qué es la clasificación de imagen?* ArcGIS for Desktop: <https://desktop.arcgis.com/es/arcmap/10.3/guide-books/extensions/spatial-analyst/image-classification/what-is-image-classification-.htm>
- Ariza, A. (2000). Retroceso de glaciares tropicales en los Andes Centrales de Colombia mediante imágenes LANDSAT. *Alcalá de Henares*.
- Arribas Gil, A. (2021). *Estadística I*. Universidad Carlos III de Madrid: <https://halweb.uc3m.es/esp/Personal/personas/amalonso/esp/Tablas.pdf>
- Blue Marble Geographics. (2019). *Raster Calculator*. Blue Marble Geographics: https://www.bluemarblegeo.com/knowledgebase/global-mapper-19/Raster_Calculator.htm
- Carranza, J., & Corcuera, D. (2017). *Estimación de la superficie glaciar, volumen y caudal de aporte del nevado 1375699-17, ocurrida en los últimos 28 años (1988-2016) Lima-Oyon-Perú*. Lima: Universidad Nacional Agraria La Molina.
- Castillo, E. (2017). *Factores ambientales de temperatura y precipitación que inciden en la dinámica de la montaña glaciar Pastoruri*. Lima: Universidad Cesar Vallejo.
- Ceballos, J. L., Euscátegui, C., Ramírez, J., Cañon, M., Haeberli, W., & Machguth, H. (2006). Fast shrinkage of tropical glaciers in Colombia. *Annals of Glaciology*, 43, 194-201.
- Ceballos, J., & Tobón, E. (2007). Glaciares Colombianos: evolución reciente y estado actual. *Boletín Geología*, 29.
- Chavez, J. L. (2010). *Tratamiento digital de imágenes multiespectrales*. México D.F: Instituto de Geofísica, Universidad Nacional Autónoma de México.
- Citterio, M., Diolaiuti, G., Smiraglia, C., D'agata, C., Carnielli, T., Stella, G., & Siletto, G. B. (2007). The fluctuations of Italian glaciers during the last century: a

- contribution to knowledge about Alpine glacier changes. *Geografiska Annaler: Series A, Physical Geography*, 89(3), 167-184.
- Colonia, D., & Torres, J. (2011). *Determinación del retroceso glaciar en la microcuenca de Llanganuco, a través del análisis multitemporal en el periodo 1987 - 2007*. Perú: Universidad Nacional Santiago Antunez de Mayolo. Huaraz.
- Colonia, D., & Torres, J. (2011). Estimación del retroceso glaciar en los últimos 70 años, mediante fotografías aéreas e imágenes Aster y ETM+ (cordillera Tres Cruces – sector argentino). *Revista de la Asociación Geológica Argentina*, 68(2), 247-257.
- Copé de los Mozos, R. (2014). *Cálculo del retroceso glaciar en Isla Livingston y de su línea de costa para actualización de cartografía*.
- Cruz, A. (2020). *Análisis morfométrico del retroceso glaciar en volcán nevado del Tolima mediante el uso de imágenes satelitales y aerofotografías (1959-2020)*. Universidad Sergio Arboleda.
- Data Science Team. (2020). *Margen de error: Definición, cómo calcular en pasos sencillos*. DataScience: <https://datascience.eu/es/matematica-y-estadistica/margen-de-error-definicion-como-calcular-en-pasos-sencillos/>
- Domínguez Torres, A. (1996). *Procesamiento Digital de Imágenes*. México: Perfiles Educativos.
- Droettboom. (2023). *Documentación de Matplotlib 3.8.2*. Matplotlib: <https://matplotlib.org/stable/>
- EOS DATA ANALYTICS. (09 de 11 de 2021). *Teledetección Satelital: Tipos, Usos Y Aplicaciones*. EOS DATA ANALYTICS: <https://eos.com/es/blog/teledeteccion/>
- European Space Agency. (2019). *What is Remote Sensing?* European Space Agency: https://www.esa.int/esaMI/Eduspace_EN/SEMF9R3Z20F_0.html
- Flores, R. (2012). *ACTA LATINOAMERICANA DE MATEMÁTICA EDUCATIVA VOLUMEN 25*. Mexico: Centro latinoamericano de Matemática Educativa.
- Gaita , M. P. (2017). *Cuantificación e impacto del retroceso glaciar sobre los recursos naturales determinados mediante el SIG y teledetección – microcuenca Lullán, Ancash - Perú*. Lima: Universidad Nacional Agraria La Molina.
- Gasca , C., & Jiménez, E. (2012). Técnicas de teledetección en el estudio de los cambios medioambientales que se producen en la criosfera. *Universidad Politécnica de Cataluña*.

- Gitelson, A. (1996). <https://www.researchgate.net/profile/Anatoly-Gitelson>
- Gjermundsen, E., Mathieu, R., Kaab, A., Chinn, T., Fitzharris, B., & Hagen, J. (2011). Assessment of multispectral glacier mapping methods and derivation of glacier area changes, 1978-2002, in the central Southern Alps, New Zealand, from ASTER satellite data, field survey and existing inventory data. *Journal of Glaciology*, 27, 204, 667-683.
- Hall, D. K., Ormsby, J. P., Bindschadler, R. A., & Siddalingaiah, H. (1987). Characterization of snow and ice zones on glaciers using Landsat Thematic Mapper Data. *Annals of glaciology*, 9, 104-108.
- Hernández Palma, H. J. (2011). Procesamiento Digital de Imágenes. *Facultad de Ciencias Forestales y de la Conservación de la Naturaleza*.
- Huggel, C., Ceballos, J. L., Pulgarin, B., Ramírez, J., & Thouret, J. C. (2007). Review and reassessment of hazards owing to volcano–glacier interactions in Colombia. *Annals of Glaciology*, 45, 128-136.
- IDEAM. (2020). <http://www.ideam.gov.co/web/ecosistemas/volcan-nevado-ruiz>
- IDEAM. (2021). *Glaciares*. IDEAM: <http://www.ideam.gov.co/web/ecosistemas/glaciares>
- IDEAM. (2022). Guía para el cálculo del área glaciar mediante el uso de productos de sensoramiento remoto.
- IDEAM. (2022). *Nota Técnica del IDEAM*. IDEAM.
- IPCC. (2007). *Cambio Climático 2007: Informe de Síntesis*. Nueva York, NY: United Nations.
- Jordan, E., Ungerechts, L., Cáceres, B., Peñafiel, A., & Francou, B. (2005). Estimation by photogrammetry of the glacier recession on the Cotopaxi Volcano (Ecuador) between 1956 and 1997. *Hydrological Sciences Journal*, 50, 949-961.
- Kshetri, T. (30 de 09 de 2018). *NDVI, NDBI & NDWI Calculation Using Landsat 7, 8*. LinkedIn: <https://www.linkedin.com/pulse/ndvi-ndbi-ndwi-calculation-using-landsat-7-8-tek-bahadur-kshetri/>
- La comunidad SciPy. (2023). *Manual de SciPy v1.12.0*. SciPy: <https://docs.scipy.org/doc/scipy/tutorial/index.html#user-guide>
- Lara Ramos, J. A. (2012). *Extrapolación de Richardson*. México: Instituto Tecnológico de Lázaro Cárdenas.

- Leiva, J. L. (2018). *Análisis multitemporal del retroceso glaciar de los Nevados de Colombia a través de la utilización de herramientas SIG*. Bogotá: Universidad Militar Nueva Granada.
- Manoj K, A., Aparna Shukla, & Ravi P, G. (2011). Digital Image Information Extraction Techniques for Snow Cover Mapping From Remote Sensing Data. *H. Björnsson , & J. Oerlemans, Encyclopedia of Snow, Ice and Glacier*, 1253.
- MappingGIS. (2020). *Combinación de bandas en imágenes de satélite Landsat y Sentinel*. MappingGIS: <https://mappinggis.com/2019/05/combinaciones-de-bandas-en-imagenes-de-satelite-landsat-y-sentinel/>
- MathWorks. (2023). *Coeficiente de determinación*. MathWorks: https://www.mathworks.com/help/stats/coefficient-of-determination-r-squared_es.html
- Maturana, J. (2015). *Análisis del retroceso glaciar y su influencia en la disponibilidad de recursos hídricos en la cuenca del río Olivares, provincia Cordillera, Chile*. Chile: Universidad de Chile.
- Minitab. (2023). *¿Qué es un valor crítico?* Minitab: <https://support.minitab.com/es-mx/minitab/21/help-and-how-to/statistics/basic-statistics/supporting-topics/basics/what-is-a-critical-value/#:~:text=Un%20valor%20crítico%20es%20un,rechazo%20de%20la%20hipótesis%20nula.>
- Monterroso, M. F., Londoño Bonilla, J. M., & Samsonov, S. (2018). Estimación del retroceso glaciar en los volcanes Nevado del Ruiz, Tolima y Santa Isabel, Colombia a través de imágenes ópticas y Din-SAR. *DYNA*.
- Muños Aguayo, P. (2013). *Índices de vegetación*. Centro de Información de Recursos Naturales.
- Muñoz, A. (2006). Teledetección, nociones y aplicaciones.
- Myers, R., & Walpole, R. E. (1992). *Probabilidad y Estadística*.
- NASA Earth Observatory. (2021). *Fundamentos de la Teledetección (Percepción Remota)*. NASA ARSET: https://appliedsciences.nasa.gov/sites/default/files/2023-03/Fundamentals_of_RS_Span.pdf

- Navarro Monterroza, E., Arias, P. A., & Viera, S. C. (2019). El Niño-Oscilación del Sur, fase Modoki, y sus efectos en la variabilidad espacio-temporal de la precipitación en Colombia. *Ciencias de la Tierra*.
- Navarro, F., Ceballos, J. L., Duque, A., Arnaud, Y., & Palacios, D. (2017). Glacier evolution in the tropical Andes from historical records and recent Landsat images. *Journal of South American Earth Sciences*, 76, 158-168.
- Numpy. (2022). *Documentación numérica*. Numpy: <https://numpy.org/doc/1.26/>
- Orígenes de Colombia (Sistema de Coordenadas Gauss-Krüger)*. (14 de 10 de 2017). Orígenes Gauss: <http://origenesgauss.blogspot.com/2017/10/origenes-de-colombia-sistema.html>
- Paul, F., Bolch, T., Kaab, A., Nagler, T., Nuth, C., Scharrer, K., . . . Kunz, M. (2015). The glaciers climate change initiative: Methods for creating glacier area, elevation change and velocity products. *Remote Sensing of Environment*, 162, 408-426.
- PNNC. (2024). *Parque Nacional Natural Nevado del Huila*. Parques Nacionales Naturales de Colombia: <https://www.parquesnacionales.gov.co/nuestros-parques/pnn-nevado-del-huila/>
- Pucha Cofrep, F. (23 de 02 de 2021). *Lista de índices espectrales en Sentinel 2 y Landsat*. El Blog de Franz: <https://acolita.com/lista-de-indices-espectrales-en-sentinel-2-y-landsat/>
- Python Software Foundation. (2023). *El tutorial de Python*. Python.org: <https://docs.python.org/es/3/tutorial/>
- QuestionPro. (2023). *¿Qué es la media, la mediana y la moda?* QuestionPro: <https://www.questionpro.com/blog/es/la-media-la-mediana-y-la-moda/>
- Quintero Londoño, J. (2018). *CALCULO DE RETROCESO PARA LOS GLACIARES COLOMBIANOS POR MEDIO DE IMÁGENES SATELITALES SENTINEL 2 Y MDT PARA EL 2016 - 2017*. MANIZALES: UNIVERSIDAD DE MANIZALES.
- Rabatel, A., Letreguilly, A., Dedieu, J. P., & Eckert, N. (2013). Changes in glacier equilibrium-line altitude in the western Alps from 1984 to 2010: evaluation by remote sensing and modeling of the morpho-topographic and climate controls. *The Cryosphere*, 7, 1455-1471.
- Racoviteanu, A. E., Paul, F., Raup, B., Khalsa, S. J., & Armstrong, R. (2009). Challenges and recommendations in mapping of glacier parameters from space: results of the 2008 Global Land Ice Measurements from Space (GLIMS)

-
- workshop. *Annals of Glaciology*, 50(53), 53-69.
<https://doi.org/10.3189/172756410790595804>
- Ramírez Carmona, U. (2020). Extrapolación de Richardson. *UNAM*.
- Reuter, F. (s.f.). *Transformaciones de la imagen: Clasificaciones supervisadas y no supervisadas*. Facultad de Ciencias Forestales - UNSE.
- Riquelme, M. (2020). *¿Qué es la Desviación Estándar o Típica?* Web y empresas. 2020:
https://www.webyempresas.com/desviacion-estandar-o-tipica/#Usos_de_la_desviacion_estandar_o_tipica
- Scikit-learn developers. (2023). *Getting Started*. Scikit-learn: https://scikit-learn.org/stable/getting_started.html
- Sergieieva, K. (2019). *Vegetation Indices To Drive Digital Agri Solutions*. EOS DATA ANALYTICS: <https://eos.com/blog/vegetation-indices/>
- SGC. (2023). *Generalidades Volcán Nevado del Huila*. Servicio Geológico Colombiano: <https://www2.sgc.gov.co/sgc/volcanes/VolcanNevadoHuila/Paginas/generalidades.aspx>
- Sicart, J. E., Wagnon, P., & Ribstein, P. (2005). Atmospheric controls of the heat balance of Zongo Glacier (16° S, Bolivia). *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 110.
- Sykas, D. (26 de 10 de 2020). *Spectral Indices with multispectral satellite data*. Geo University: <https://www.geo.university/pages/blog?p=spectral-indices-with-multispectral-satellite-data>
- Tussel, F. (2011). *Análisis de regresión introducción teórica y práctica basada en R*. . España: Bilbao.
- USGS. (2019). *Landsat Enhanced Vegetation Index*. USGS: https://www.usgs.gov/landsat-missions/landsat-enhanced-vegetation-index?qt-science_support_page_related_con=0#qt-science_support_page_related_con
- USGS. (2023). Landsat 8-9 Collection 2 Level 2 Science Product Guide. En K. Sayler. Department of the Interior U.S. Geological Survey. USGS.

11. Anexos

11.1 Código de Python para calcular la proyección del retroceso glaciar para los años 2023-2030

```
# -*- coding: utf-8 -*-

import matplotlib.pyplot as plt

import numpy as np

from scipy.interpolate import interp1d

from sklearn.metrics import r2_score

# Datos de años y áreas

years = np.array([1999, 2000, 2001, 2002, 2005, 2008, 2009, 2010, 2011, 2012, 2016,
2017, 2019, 2020, 2021, 2022])

areas = np.array([12.96, 12.75, 12.6, 11.44, 10.76, 10.85, 10.64, 9.7, 8.25, 8.12, 7.7,
7.37, 7.13, 6.66, 6.83, 7.44])

# Función de interpolación para llenar datos faltantes

interpolation_function = interp1d(years, areas, kind='linear', fill_value='extrapolate')

# Crear un conjunto de años completo para la interpolación

all_years = np.arange(min(years), max(years) + 1)

# Encontrar los índices de los años que están presentes en 'years'

existing_indices = np.isin(all_years, years)

# Crear un conjunto de años para interpolación excluyendo los años existentes
```

```
interpolation_years = all_years[~existing_indices]

# Realizar la interpolación solo para los años faltantes
interpolation_areas = interpolation_function(interpolation_years)

# Crear un array 'all_areas' con la misma longitud que 'all_years'
all_areas = np.empty_like(all_years, dtype=float)

# Copiar las áreas existentes a 'all_areas'
all_areas[existing_indices] = areas

# Agregar los valores interpolados
all_areas[~existing_indices] = interpolation_areas

# Recalcular ajuste polinómico con los datos completos
coeffs = np.polyfit(all_years, all_areas, 5)

# Actualizar las variables originales con los nuevos datos
years = all_years
areas = all_areas

# Función polinómica ajustada
def polynomial_fit(x):
    return np.polyval(coeffs, x)
```

```
# Función para calcular la tasa de cambio según la fórmula específica
def calcular_tasa_cambio(N, N0, t):
    try:
        # Manejar el caso específico cuando N0 o t son cero
        if N0 == 0 or t == 0:
            return 0

        r = ((N / N0) ** (1 / t)) - 1
        return r * 100
    except ZeroDivisionError:
        # Manejar la excepción de división por cero
        print("Advertencia: División por cero. La tasa de cambio se establecerá a 0.")
        return 0

# Extrapolación de Richardson para afinar la función
def richardson_extrapolation(x, n):
    h = 1 # Tamaño del paso inicial
    prev_estimation = polynomial_fit(x)

    for i in range(n):
        h /= 2
        new_estimation = (polynomial_fit(x + h) + polynomial_fit(x - h)) / 2
        prev_estimation = new_estimation

    return prev_estimation
```

```
# Año futuro para el que deseas hacer la predicción
future_year = int(input("Ingrese el año futuro al que desea proyectar: "))
while future_year < 2023 or future_year > 2030:
    print("El año ingresado no se encuentra dentro del rango de la proyección (2023-2030)")
    future_year = int(input("Ingrese el año futuro al que desea proyectar: "))

# Extender el conjunto de años hasta el año ingresado por el usuario
extended_years = np.arange(min(all_years), future_year + 1)

# Calcular las áreas correspondientes a los años extendidos
extended_areas = np.polyval(coeffs, extended_years)

# Ajustar los valores de la proyección para asegurarse de que no sean menores a 0
extended_areas[extended_areas < 0] = 0

# Años para los que deseas calcular las predicciones
years_to_predict = np.arange(2023, future_year + 1)

# Array para almacenar las predicciones
predictions_array = []

# Calcular y almacenar las predicciones para cada año
for year in years_to_predict:
    prediction = richardson_extrapolation(year, n=10)
```

```
# Reemplazar un valor proyectado de 0 por un 0
prediction = max(0, prediction)
predictions_array.append(prediction)

# Reemplazar un valor proyectado de 0 por un 0
prediction = max(0, prediction)

print("Predicción para el año {} => Área = {:.2f} km2".format(future_year, prediction))

# Calcular el error estándar del ajuste polinómico
residuals = areas - polynomial_fit(years)
mse = np.mean(residuals**2) # Mean Squared Error
rmse = np.sqrt(mse) # Root Mean Squared Error

# Calcular R^2
r2_value = r2_score(areas, polynomial_fit(years))

# Calcular el intervalo de confianza
confidence_level = 0.95
z_critical = 1.96 # Para un intervalo de confianza del 95%
confidence_interval = z_critical * rmse

# Calcular las áreas correspondientes a los años extendidos y el intervalo de confianza
extended_areas_upper = np.polyval(coeffs, extended_years) + confidence_interval
extended_areas_lower = np.polyval(coeffs, extended_years) - confidence_interval
```

```
# Ajustar los valores del intervalo de confianza para asegurarse de que no sean menores a 0
```

```
extended_areas_upper[extended_areas_upper < 0] = 0
```

```
extended_areas_lower[extended_areas_lower < 0] = 0
```

```
"""
```

PARTE 2. GRAFICA DE DATOS INTERPOLADOS

```
"""
```

```
# Obtener la línea de tendencia y los datos interpolados
```

```
poly_fit_line = np.polyval(coeffs, extended_years)
```

```
# Ajustar los valores del ajuste polinómico para asegurarse de que no sean menores a 0
```

```
poly_fit_line[poly_fit_line < 0] = 0
```

```
# Calcular R2
```

```
r2_value = r2_score(areas, polynomial_fit(years))
```

```
# Imprimir resultados
```

```
print(f"\nPredicción para el año {future_year}:\n")
```

```
print(f"Área proyectada = {prediction:.2f} km2")
```

```
print(f"Tasa de cambio proyectada = {calcular_tasa_cambio(extended_areas[-2], extended_areas[-1], 1):.2f}% respecto al año anterior")
```

```
print(f"Intervalo de confianza = ±{confidence_interval:.2f} km2")
```

```
# Tabla de tasas de cambio anuales

print("\nTabla de Tasas de Cambio Anuales:\n")

print("Año\t Área (km2)\t Tasa de Cambio Anual (%)")

print("-" * 45)

for i in range(len(years) - 1):

    year = years[i + 1]

    change_rate = calcular_tasa_cambio(areas[i], areas[i + 1], 1)

    print(f"{year}\t{areas[i + 1]:.2f}\t{change_rate:.2f}%")

# Calcular y mostrar áreas y tasas de cambio para los años después de 2022 hasta el
año ingresado

print("\nÁreas para los años después de 2022 hasta el año ingresado:\n")

print("Año\t Área (km2)")

for i, year in enumerate(years_to_predict):

    prediction = predictions_array[i]

    print(f"{year}\t{prediction:.2f}%")

# Visualización del intervalo de confianza y proyección

fig, ax = plt.subplots(figsize=(14, 6))

ax.scatter(years, areas, color='blue', label='Datos reales')

ax.scatter(interpolation_years, interpolation_areas, color='red', marker='o', label='Datos
Interpolados')

plt.plot(all_years, polynomial_fit(all_years), label='Ajuste polinómico',linestyle='--',
color='green')

plt.plot(extended_years, extended_areas, linestyle='--', color='green')

plt.fill_between(extended_years, extended_areas_lower, extended_areas_upper,
color='orange', alpha=0.3, label='Intervalo de confianza')
```

```
plt.scatter(extended_years[extended_years > 2022], extended_areas[extended_years >
2022], label='Proyección después de 2022', color='purple', marker='x')
```

```
# Agregar etiquetas con el valor del área a los puntos extrapolados
```

```
for i, txt in enumerate(extended_areas):
```

```
    if extended_years[i] >= 2023:
```

```
        plt.text(extended_years[i], extended_areas[i], f'{round(txt, 2)}', ha='center',
va='bottom', fontsize=11, color='black')
```

```
plt.xlabel('Años')
```

```
plt.ylabel('Áreas')
```

```
plt.title('Retrosceso glaciario del Volcán Nevado del Huila')
```

```
plt.legend()
```

```
# Mostrar la ecuación del polinomio
```

```
coeffs_str = [f'{round(coeff, 2)}' if degree == 0 else f'{round(coeff, 2)}x^{degree}' for
degree, coeff in enumerate(coeffs[::-1])]
```

```
equation = f'Ecuación del Polinomio: y = {' + '.join(coeffs_str[::-1])}'
```

```
plt.text(0.005, 0.2, equation, transform=plt.gca().transAxes, fontsize=10,
verticalalignment='top', bbox=dict(boxstyle='round', facecolor='white', alpha=0.7))
```

```
plt.annotate(f'R^2 = {r2_value:.4f}', xy=(0.35, 0.1), xycoords='axes fraction', fontsize=12,
ha='center')
```

```
# Mostrar el gráfico o guardar la imagen
```

```
save = input('¿Desea guardar la imagen? \n1. Si\n2. No\n')
```

```
if int(save) == 1:
```

```
    filename = f'Proyeccion_VNH_{future_year}.png'
```

```
plt.savefig(filename)
print(f'Imagen guardada como {filename}')
plt.show()
```